



**HAL**  
open science

# Approches neuromimétiques pour l'identification et la commande des systèmes électriques : application au filtrage actif et aux actionneurs synchrones

Ngac Ky Nguyen

► **To cite this version:**

Ngac Ky Nguyen. Approches neuromimétiques pour l'identification et la commande des systèmes électriques : application au filtrage actif et aux actionneurs synchrones. Autre. Université de Haute Alsace - Mulhouse, 2010. Français. NNT : 2010MULH4851 . tel-00615491

**HAL Id: tel-00615491**

**<https://theses.hal.science/tel-00615491>**

Submitted on 19 Aug 2011

**HAL** is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Année 2010

UNIVERSITÉ DE HAUTE-ALSACE, MULHOUSE  
ÉCOLE DOCTORALE JEAN-HENRI LAMBERT  
LABORATOIRE MIPS

# THÈSE

présentée par

**Ngac Ky Nguyen**

pour obtenir le grade de

DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ DE HAUTE-ALSACE

Discipline : « Electronique, Electrotechnique et Automatique »

---

## **Approche neuromimétique pour l'identification et la commande des systèmes électriques : application au filtrage actif et aux actionneurs synchrones**

---

(Arrêté Ministériel du 30 mars 1992)

Soutenue publiquement le 02 Décembre 2010 devant le jury composé de :

Pr.	LUC LORON	<i>Université de Nantes (Polytech'Nantes)</i>	(Rapporteur)
Pr.	ERIC MONMASSON	<i>Université de Cergy-Pontoise</i>	(Rapporteur)
Pr.	GÉRARD DREYFUS	<i>ESPCI ParisTech</i>	(Président)
Dr.	DAMIEN FLIELLER	<i>INSA de Strasbourg</i>	(Examineur)
Dr. Hdr.	PATRICE WIRA	<i>Université de Haute-Alsace (UHA)</i>	(Examineur)
Pr.	JEAN MERCKLÉ	<i>Université de Haute-Alsace (UHA)</i>	(Directeur de thèse)
Dr.	DJAFFAR OULD ABDESLAM	<i>Université de Haute-Alsace (UHA)</i>	(invité)



À LA MÉMOIRE DE MA GRANDE-MÈRE



# Remerciements

QUAND ON PLANTE UN ARBRE, il est évident qu'on espère en récupérer son fruit. Selon la définition d'Hubert (notre magicien informatique), planter un arbre est une activité physique. Or la thèse est également un fruit mais celui d'un arbre nourrit par un long chemin de formation intellectuelle. Le fruit présenté dans ce mémoire a abouti grâce à une excellente collaboration entre l'équipe TROP du laboratoire MIPS (Modélisation Intelligence Processus et Systèmes) de l'Université de Haute Alsace et l'équipe ERGE (Équipe de Recherche en Génie Électrique) du laboratoire GREEN (Groupe de Recherche en Électrotechnique et Électronique de Nancy) situé à l'INSA de Strasbourg.

Je tiens profondément à remercier le Professeur Jean Mercklé, mon directeur de thèse, qui a toujours été disponible malgré ses responsabilités pour m'orienter, pour me donner ses bonnes idées ainsi que pour les aspects administratifs. Sa présence est tellement importante qu'on peut trouver ses apports dans toutes les pages de ce document.

Je tiens sincèrement à remercier Damien Flieller, mon encadrant à l'INSA de Strasbourg, et son épouse Anne Flieller ainsi que leurs enfants pour les accueils affectueux pendant mes nombreux déplacements de Mulhouse à Strasbourg. Damien m'a donné beaucoup d'idées et de conseils importants tout au long du parcours de la thèse. La sympathie de la famille Flieller m'a encouragé à rester souvent tard à côté du banc expérimental sans compter les heures qui passent.

Je tiens profondément à remercier Patrice Wira et Djaffar Ould Abdeslam pour leurs participations efficaces à m'encadrer, pour leurs conseils indispensables et leurs primordiales orientations. Chaque discussion avec eux donnait toujours des idées nouvelles et de bonnes pistes pour enrichir les travaux de recherche présentés dans ce mémoire.

Je remercie les deux rapporteurs de ce travail, le Professeur Luc Loron et le Professeur Eric Monmasson d'avoir accepté d'évaluer la thèse avec rapidité mais aussi de l'intérêt qu'ils ont porté à nos travaux de recherche.

Je remercie le Professeur Gérard Dreyfus d'avoir accepté d'être le président du jury et pour ses remarques pertinentes concernant les aspects liés aux réseaux de neurones.

Je remercie également le Professeur Jean-Paul Louis de m'avoir accepté comme co-auteur dans un ouvrage scientifique et du temps qu'il a consacré à relire attentivement ce document. Ses modifications pertinentes rendent le document plus lisible au sens scientifique.

Je remercie tous les membres de la famille TROP : Jean Philippe Urban, Jean Luc Buessler, Hubert Kihl, Gilles Hermann, Nicolas Coudray, Argyro Karathanou, Pamela Daum et Fatima Louisa Yousfi pour leurs aides, pour leurs soutiens quotidiens et pour l'ambiance familiale qu'ils ont su créer. Je remercie en particulier Yohann Bénédic de m'avoir orienté vers  $\LaTeX$  ce qui m'a permis de mettre en forme ce document efficacement.

Je remercie aussi Bruno Colicchio, directeur des études à l'IUT de Mulhouse, d'avoir reporté mes heures de cours pour me laisser le temps de rédiger.

J'adresse mes remerciements les plus sincères à ma fiancée Xiaoxiao. Elle était toujours présente pour m'encourager dans les moments difficiles. Elle a fait pendant plusieurs mois de nombreux allers-retours entre Mulhouse et Paris. Elle s'est occupée de beaucoup de choses alors je consacrais mon temps à ce travail.

Je n'oublie pas de remercier les familles de mes oncles pour leurs soutiens indéfectibles pendant mes premiers jours en France. Je pense aussi à mes cousins aimables Johan, Nicolas, Claire, Eric, Daniel, David et Anthony pour leurs soutiens indispensables et aussi pour leur question récurrente « *quand est-ce que tu soutiens ta thèse ?* ».

Ces remerciements ne peuvent s'achever, sans une pensée pour mes parents et mes frères et soeurs au Viet Nam. Leur présence et leurs encouragements malgré la distance sont pour moi les piliers fondateurs de ce que je suis et de ce que je fais.



# Acronymes

<b>ANFIS</b>	Adaptive-Network-based Fuzzy Inference System
<b>ADALINE</b>	ADaptive LInear NEuron
<b>ALUTs</b>	Arithmetic Look-Up Tables
<b>CSI</b>	onduleur de courants (Current Source Inverter)
<b>DVR</b>	restaurateur dynamique de tension (Dynamic Voltage Restorer)
<b>DSP</b>	processeur de signal numérique (Digital Signal Processor)
<b>DSF</b>	Développement en Série de Fourier
<b>EQMA</b>	Erreur Quadratique Moyenne d'Apprentissage
<b>FAP</b>	Filtre Actif Parallèle
<b>FAS</b>	Filtre Actif Série
<b>FAU</b>	Filtre Actif Universel
<b>FFT</b>	transformée de Fourier rapide (Fast Fourier Transform)
<b>FL</b>	logique floue (Fuzzy Logic)
<b>f.c.e.m</b>	Forces Contre Électromotrices
<b>FPGA</b>	Field-Programmable Gate Array
<b>GTO</b>	Gate Turn-Off Thyristor
<b>GS</b>	Génératrice Synchrone
<b>HBCC</b>	contrôle de courant par hystérésis (Hyteresis Band Current Control)
<b>IGBT</b>	Insulated Gate Bipolar Transistor
<b>LPF</b>	filtre passe-bas (Low-Pass Filter)
<b>LMS</b>	moindres carrés (Least Mean Square)
<b>MLI</b>	Modulation de Largeur d'Impulsion
<b>MLP</b>	perceptron multicouche (Multi Layer Perceptron)
<b>MSE</b>	erreur quadratique moyenne (Mean Square Error)
<b>MCD</b>	Méthode des Courants Diphasés
<b>MCC</b>	Machine à Courant Continu
<b>MSAP</b>	Moteur Synchrone à Aimants Permanents
<b>MIPS</b>	Modélisation Intelligence Processus Systèmes
<b>PLL</b>	boucle à verrouillage de phase (Phase-Locked Loop)
<b>P-Q</b>	puissances instantanées réelle et imaginaire
<b>PI</b>	Proportionnel-Intégral



---

<b>RN</b>	Réseaux de Neurones
<b>RST</b>	Régulateur polynomial par placement de pôles
<b>SVC</b>	Static Var Compensator
<b>SVM</b>	modulation de largeur d'impulsion vectorielle (Space Vector Modulation)
<b>SHE</b>	élimination sélective des harmoniques (Selected Harmonic Elimination)
<b>SPWM</b>	modulation de largeur d'impulsion sinusoïdale (Sinusoidal Pulse Width Modulation)
<b>THD</b>	Taux de Distorsion Harmonique
<b>UPFC</b>	contrôleur des puissances transmises (Unified Power Flow Controller)
<b>VSI</b>	onduleur de tensions (Voltage Source Inverter)
<b>VCO</b>	oscillateur contrôlé en tension (Voltage Controlled Oscillator)

# Table des matières

<b>Table des matières</b>	<b>iii</b>
<b>Introduction et problématique</b>	<b>1</b>
<b>1 Techniques neuromimétiques pour l'identification et la commande : état de l'art</b>	<b>5</b>
1.1 Différents types d'apprentissage	7
1.1.1 Apprentissage supervisé	7
1.1.2 Apprentissage par renforcement	8
1.1.3 Apprentissage non-supervisé	9
1.2 Algorithmes d'apprentissage	10
1.2.1 Apprentissage par correction d'erreur	10
1.2.2 Apprentissage à rétropropagation du gradient d'erreur	14
1.2.3 Apprentissage compétitif	17
1.3 Applications des réseaux de neurones aux systèmes dynamiques	17
1.3.1 Identification de systèmes dynamiques	18
1.3.2 Commande de système par réseaux de neurones	24
1.4 Conclusion	28
<b>2 Systèmes électriques pour la dépollution</b>	<b>29</b>
2.1 Perturbations dans les réseaux électriques	29
2.1.1 Variations de tension à durée courte	29
2.1.2 Phénomène transitoire	31
2.1.3 Variation de la fréquence	31
2.1.4 Déséquilibre du système triphasé	31
2.1.5 Creux de tension	31
2.1.6 Harmoniques et interharmoniques	31
2.2 Solutions de dépollution dans les réseaux électriques	38
2.2.1 Filtrage passif	38
2.2.2 Filtrage actif	39
2.3 Conclusion	61
<b>3 Identification intelligente des harmoniques en filtrage actif</b>	<b>63</b>
3.1 Boucle à verrouillage de phase neuronale	63
3.1.1 Poursuite de la fréquence	64
3.1.2 Détecteur des composantes symétriques du système de tension	68
3.1.3 Résultats expérimentaux	70
3.2 Schémas neuronaux d'identification des harmoniques de courant	80
3.2.1 Modélisation des systèmes électriques triphasés	80
3.2.2 Théorie des puissances instantanées P-Q	82
3.2.3 Compensation basée sur la méthode des puissances instantanées	84

3.2.4	Méthode des puissances instantanées modifiée . . . . .	92
3.2.5	Méthode des courants actifs . . . . .	97
3.2.6	Différentes décompositions des courants—optimisation des pertes . . . . .	104
3.2.7	Méthode synchronisée . . . . .	113
3.2.8	Discussion . . . . .	115
3.3	Validation des méthodes d'identification sur une plate-forme expérimentale . . . . .	121
3.3.1	Compensation totale des harmoniques et de la puissance réactive . . . . .	121
3.3.2	Compensation sélective des harmoniques et de la puissance réactive . . . . .	123
3.4	Conclusion . . . . .	126
<b>4</b>	<b>Commande intelligente en filtrage actif</b> . . . . .	<b>131</b>
4.1	Présentation . . . . .	131
4.2	Régulation de la tension continue . . . . .	133
4.2.1	Régulation $V_{dc}$ par $i_{sup}$ . . . . .	133
4.2.2	Régulation $V_{dc}$ par $\Delta\bar{p}$ . . . . .	137
4.3	Commandes classiques de l'onduleur . . . . .	139
4.3.1	Modélisation de la commande d'un filtre actif parallèle . . . . .	139
4.3.2	Contrôleur Proportionnel-Intégral . . . . .	139
4.3.3	Contrôleur à résonance . . . . .	140
4.4	Techniques de commandes intelligentes . . . . .	143
4.4.1	Commande basée sur les réseaux de neurones . . . . .	143
4.4.2	Contrôleur flou . . . . .	144
4.4.3	Contrôleur neuro-flou . . . . .	146
4.4.4	Discussion . . . . .	152
4.5	Application à la commande du filtre actif parallèle . . . . .	153
4.5.1	Contrôleurs neuronaux . . . . .	153
4.5.2	Contrôleur flou . . . . .	156
4.5.3	Contrôleur du type Adaptive-Neural Fuzzy Inference System—ANFIS . . . . .	159
4.5.4	Résultats de simulation . . . . .	161
4.6	Résultats expérimentaux . . . . .	164
4.6.1	Evaluation de la commande neuronale en boucle ouverte . . . . .	166
4.6.2	Injection des courants de référence dans le réseau électrique . . . . .	169
4.7	Conclusion . . . . .	180
<b>5</b>	<b>Commande intelligente d'actionneurs synchrones</b> . . . . .	<b>181</b>
5.1	Modélisation d'une machine synchrone . . . . .	182
5.1.1	Modèle physique de l'actionneur synchrone . . . . .	184
5.1.2	Problématique . . . . .	185
5.2	Différentes méthodes de calcul des courants statoriques . . . . .	186
5.2.1	Première approche : cherchons une solution au problème de l'alimentation statorique . . . . .	186
5.2.2	Deuxième approche : optimisation des pertes par effet Joule sans contrainte sur le courant homopolaire . . . . .	188
5.2.3	Troisième approche : optimisation des pertes par effet Joule avec le courant homopolaire nul . . . . .	189
5.2.4	Quatrième approche—représentation géométrique des deux courants optimaux . . . . .	192
5.2.5	Cinquième approche—obtention des courants optimaux en se basant sur leur développement en série de Fourier . . . . .	193
5.3	Résultats de simulation . . . . .	202
5.3.1	Machines à distribution sinusoïdale . . . . .	203

5.3.2	Machines à distribution trapézoïdale . . . . .	205
5.3.3	Machines à distribution non sinusoïdale . . . . .	210
5.4	Commande neuronale de la machine synchrone . . . . .	213
5.4.1	Schéma de commande neuronale en couple . . . . .	213
5.4.2	Schéma de commande neuronale en vitesse . . . . .	217
5.5	Résultats expérimentaux . . . . .	217
5.5.1	Estimation le rapport $\frac{d\Phi}{d\theta}$ . . . . .	217
5.5.2	Commande en couple de la machine B : Expérimentation . . . . .	219
5.5.3	Commande en vitesse de la machine B : Expérimentation . . . . .	219
5.6	Conclusion . . . . .	219
	<b>Conclusion générale</b>	<b>223</b>
	<b>Appendices</b>	<b>225</b>
<b>A</b>	<b>Démonstration des relations de <math>\mathbf{i}'_{opt-1}{}^T \cdot \mathbf{X}' = 0</math> et <math>\mathbf{i}_{opt-1}{}^T \cdot \mathbf{X} = 0</math></b>	<b>227</b>
A.1	Vérification $\mathbf{i}'_{opt-1}{}^T \cdot \mathbf{X}' = 0$ . . . . .	227
A.2	Vérification $\mathbf{i}_{opt-1}{}^T \cdot \mathbf{X} = 0$ . . . . .	228
<b>B</b>	<b>Paramètres de la machine étudiée</b>	<b>229</b>
	<b>Table des figures</b>	<b>230</b>
	<b>Liste des tableaux</b>	<b>236</b>
	<b>Bibliographie</b>	<b>237</b>

# Introduction et problématique

AUJOURD'HUI ET PLUS QUE JAMAIS, un système électrique est destiné à un usage industriel, et il devient avantageux de prévoir son fonctionnement en total autonomie avec de très bonnes performances. Son organe de contrôle-commande se doit donc d'être particulièrement performant pour suivre l'évolution de grandeurs soumises à des changements parfois imprévisibles. C'est le cas dans un réseau électrique, par exemple, où les variations de charge sont le plus souvent aléatoires.

Le travail présenté dans cette thèse concerne l'identification, la commande et l'optimisation dans deux domaines du génie électrique très porteurs : le filtrage actif et la commande d'axe par moteur synchrone à aimants permanents. Ces deux domaines semblent être éloignés l'un de l'autre mais nous montrerons que plusieurs aspects méthodologiques les relie étroitement, tant du point de vue de l'identification que du point de vue de la commande. Nous appliquerons des techniques « *intelligentes* » assez générales qui se déclineront dans les deux domaines concernés.

Ainsi, pour le filtrage actif, le problème consiste à déterminer les courants ne contribuant pas à la puissance absorbée et responsables de pertes supplémentaires par effet Joule, d'une part, et les courants harmoniques également responsables de pertes et de perturbations, d'autre part. Pour améliorer la qualité de l'énergie transmise, ces courants parasites doivent être compensés ; cela consiste, en un point du réseau (souvent en amont d'une installation), à injecter des courants en opposition de phase. Comme les courants harmoniques varient en permanence en fonction de la puissance absorbée par l'installation, l'identification des composantes harmoniques à compenser doit se faire en temps réel. A ce problème s'ajoute celui qui est posé par la puissance électrique supplémentaire absorbée par le filtre de compensation. Enfin, il est également souhaitable que cette puissance soit minimisée.

Pour la commande de moteurs synchrones, le problème consiste à déterminer les courants d'alimentation statoriques optimaux minimisant les pertes par effet Joule tout en assurant exactement le couple électromagnétique désiré. Si la machine est bien construite au sens de Park, une alimentation en courants sinusoïdaux classiques conduit immédiatement à la solution, mais en pratique, les imperfections sont nombreuses et apportent leur lot de complications. Ainsi, si les forces électromotrices induites ne sont pas parfaitement sinusoïdales, l'alimentation en courant sinusoïdal conduira fatalement à l'introduction d'ondulations de couple. Par contre, il est possible d'imposer le couple désiré en choisissant correctement le courant d'alimentation, et en particulier ses composantes harmoniques. Par ailleurs les encoches du stator et les aimants du rotor créent un couple de détente qu'il est possible de compenser par injection de courants harmoniques supplémentaires. Bien sûr, les courants doivent être synchronisés par rapport à la position du rotor et c'est le rôle de l'autopilotage. On retrouve les problèmes évoqués pour le filtrage actif : la position du rotor joue le rôle de la phase instantanée du réseau et les forces contre électromotrices jouent le rôle des tensions de ligne ; les solutions apportées aux deux problèmes auront naturellement des similitudes et les méthodes mises au point pour résoudre un problème pourront être appliquées à la résolution de l'autre problème.

Le but de nos travaux vise donc à donner à un système électrique particulier, complexe dans sa structure, la capacité de réagir de manière autonome, pertinente et en temps réel à une grande diversité de perturbations. C'est le cas dans le domaine du filtrage actif et de la commande d'actionneurs synchrones. Les perspectives ouvertes à d'autres applications sont nombreuses. Pour cela, nous avons élaboré et mis en oeuvre des techniques dites « *neuromimétiques* » pour l'identification et la commande.

Dans le chapitre 1, après avoir étudié l'état de l'art dans le domaine des techniques dites « *intelligentes* » (celles qui font appel à « *l'intelligence artificielle* »), nous aborderons certains algorithmes d'apprentissage et nous évoquerons leurs applications dans le domaine de l'identification et de la commande des systèmes.

Le chapitre 2 est consacré aux systèmes électriques dédiés à la dépollution. De manière générale, les charges non linéaires connectées sur le réseau électrique, notamment avec la multiplication des convertisseurs statiques, créent des problèmes néfastes pour la bonne tenue de l'ensemble. Un grand nombre de charges connectées simultanément peut par exemple faire varier la fréquence du réseau et créer une chute de tension provoquant elle-même une augmentation brutale des courants de ligne. De plus, les pertes associées aux perturbations harmoniques causent des coûts supplémentaires. Ainsi les systèmes, comme les variateurs de vitesse sont des sources importantes de courants harmoniques non désirés dans les réseaux électriques. Ces harmoniques provoquent des problèmes de surchauffe dans les câbles et les composants eux-mêmes (les pertes fer et diélectrique augmentent avec la fréquence); par ailleurs on observe des vibrations dans les machines, des pertes par effet Joule élevées dans les transformateurs connectés en amont des installations et en sortie des centrales de production. Tout cela conduit à des pertes économiques importantes qui se chiffrent annuellement en milliards d'euros au niveau international. Compenser ces pertes est un enjeu capital, et la compensation est faite par filtrage. Nous présenterons les solutions existantes faces à ces problèmes. Des filtres passifs sont utilisés, mais à cause des composants passifs présents dans leur structure, ce type de filtre n'est pas adaptatif et peut créer des phénomènes de résonance avec d'autres éléments dans le réseau électrique. D'autres solutions adaptatives sont proposées. Il s'agit d'un filtre actif série (FAS) pour la compensation des tensions du réseau. Le filtre actif parallèle (FAP) est un autre moyen permettant d'injecter des courants de compensation (des courants harmoniques). La combinaison de ces deux filtres donne des possibilités dans la gestion des puissances instantanées transmises et permet de compenser des perturbations en tension et en courant. Notre travail porte essentiellement sur le FAP.

Dans le chapitre 3, nous présenterons les problèmes spécifiques posés par la structure d'un FAP. Nous distinguerons deux parties, l'une comprend une étape de traitement de signal (estimation de la phase instantanée du réseau et identification des courants harmoniques), et l'autre comprend la commande de l'onduleur et du filtre de sortie. Cette dernière fera l'objet du chapitre 4. Nous verrons ensuite l'importance de distinguer les différents systèmes de tension (direct, inverse et homopolaire). Nous développerons différentes méthodes d'identification des courants de la charge non linéaire à base de réseaux ADaptive Linear NEuron (ADALINE). Ces méthodes ont pour objectif de séparer les composantes utiles des courants des composantes non désirées, l'objectif final étant de les compenser correctement. Pour tous les algorithmes d'identification de courant, il est nécessaire de connaître la phase instantanée du réseau pour réaliser l'autopilotage. Cela nous a conduit à développer une boucle à verrouillage de phase (Phase-Locked Loop) (PLL) neuronale et à comparer ses performances avec celles des approches classiques. Les simulations, validées par des résultats expérimentaux, montreront la pertinence de nos solutions originales. Concernant le problème majeur de l'identification des courants harmoniques, nous examinerons successivement diverses solutions que nous comparerons pour évaluer leurs performances. Nous verrons entre autres la méthode des puissances instantanées, la méthode des puissances instantanées modifiée, la méthode des courants actifs et la méthode par synchronisation. Toutes ces approches ont été adaptées aux possibilités offertes par les réseaux ADALINE. Nous examinerons différentes solutions au problème de l'optimisation des pertes par effet Joule, selon que l'on prenne un critère sur  $n$  ou

---

$n + 1$  fils, et selon qu'il y a ou pas des composantes homopolaires. Nous enchaînerons par des comparatifs concernant les différentes stratégies possibles que nous avons testées en simulation. Pour finir, les différentes solutions évoquées seront testées expérimentalement et confrontées entre elles. Nous concluons en montrant comment, à partir des diverses composantes des courants, il est possible d'adopter soit une stratégie de compensation totale (puissance réactive et tous les harmoniques), soit une stratégie de compensation sélective (puissance réactive et certains harmoniques indésirables).

Dans le chapitre 4 nous aborderons les commandes « *intelligentes* » appliquées au domaine du filtrage actif. Nous aborderons le problème de la régulation de la tension continue de l'onduleur. Viendront ensuite la modélisation du FAP, les correcteurs classiques PI et à résonance. La suite est consacrée à la commande de l'ensemble onduleur-filtre de sortie car la qualité de la compensation des courants harmoniques en dépend. Nous montrerons l'intérêt des méthodes « *intelligentes* » pour améliorer les performances du FAP. En particulier, la comparaison d'un contrôleur neuronal avec deux autres techniques intelligentes connues (la logique floue et la commande neuro-floue) sera présentée. Cette comparaison est basée sur plusieurs critères : l'erreur entre la sortie et sa référence, le temps de réponse, la stabilité et la robustesse ; et ceci dans plusieurs conditions de charge non linéaire. Nous avons pris aussi en compte le nombre d'opérations réalisées par le contrôleur, *i.e.*, le coût de calcul. Là encore, les résultats de simulation sont validés expérimentalement.

Le chapitre 5 fait l'objet de la commande du couple d'un moteur synchrone. En effet, un couple constant est essentiel dans beaucoup d'applications, notamment pour des tâches d'usinage où l'état de surface dépend directement du couple instantané communiqué à l'outil ou pour une direction assistée de voiture où un couple constant sans ondulations parasites est nécessaire pour un confort maximum. Dans les deux exemples précédents nous mesurons l'importance d'une alimentation adaptée au moteur et à ses caractéristiques et capable de fournir des courants optimaux. Notre travail est basé sur plusieurs approches (méthode d'optimisation algébrique ou géométrique). Il consiste à développer différentes méthodes dont le seul objectif est de trouver une solution optimale d'alimentation et de commande des courants statoriques selon les deux critères suivants : un couple électromagnétique constant et des pertes par effet Joule minimisées, et ceci quel que soit le type de machine (sinusoïdale, trapézoïdale ou non sinusoïdale quelconque). Nous verrons comment les méthodes « *intelligentes* » développées pour le contrôle du FAP sont appliquées au contrôle de moteurs. Les résultats de simulation seront validés expérimentalement, et ils justifieront l'intérêt de ces méthodes.

Enfin une conclusion générale présentera une synthèse de nos travaux et donnera quelques perspectives.





## Chapitre 1

# Techniques neuromimétiques pour l'identification et la commande : état de l'art

**L**ES RÉSEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS sont apparus dans les années 40 lors d'essais de modélisation du neurone biologique. Les applications concrètes basées sur les Réseaux de Neurones (RN) se sont vulgarisées dans les années 90 grâce aux progrès réalisés dans le domaine du calcul numérique. Depuis, ils ont attiré l'attention des chercheurs et des communautés scientifiques dans plusieurs autres domaines : l'automatique, le diagnostique, la médecine, l'aéronautique, l'informatique, l'électronique, l'électronique de puissance, etc. Dans l'idéal, l'objectif est d'implanter un cerveau humain dans une machine pour qu'elle puisse réagir intelligemment vis-à-vis des problèmes à résoudre.

Un RN est constitué d'un certain nombre de neurones interconnectés ensemble. La structure d'un neurone biologique est décrite par la figure 1.1.

Les neurones sont des cellules distinctes. Chaque neurone a un corps cellulaire complet, un axone et éventuellement une ou plusieurs dendrites. L'axone d'un neurone est lié à une dendrite d'un autre

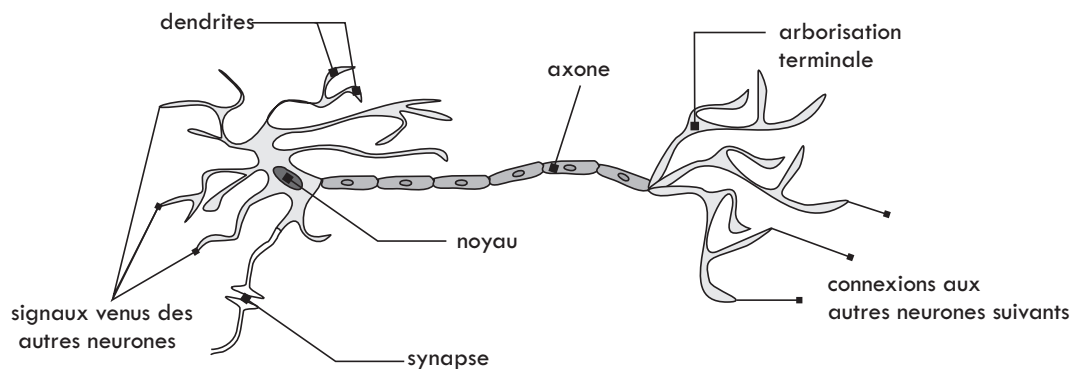


Figure 1.1 – Structure d'un neurone biologique

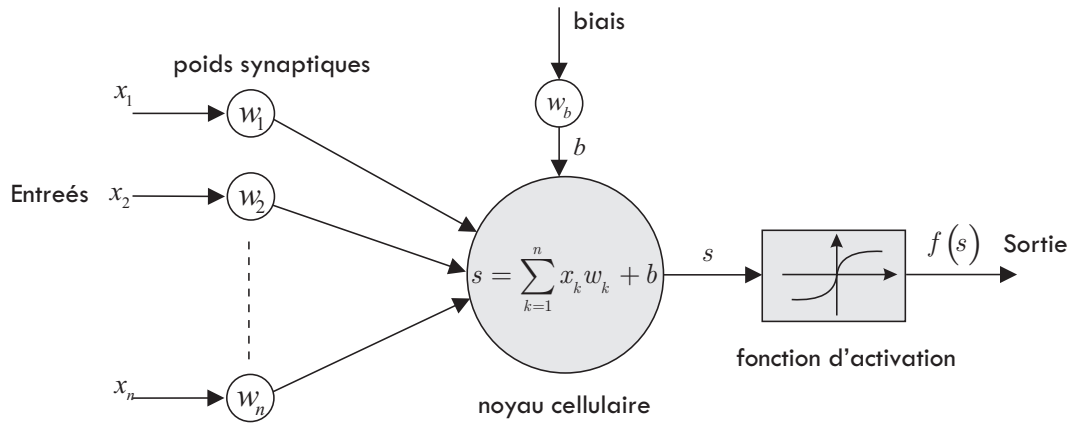


Figure 1.2 – Modèle mathématique d'un neurone biologique

neurone par les biais d'une synapse. Entre deux neurones, l'information se déplace par inversion de polarisation, de proche en proche, des dendrites vers les axones.

Le neurone biologique peut être modélisé sous forme mathématique comme le montre la figure 1.2.

La sortie du réseau de neurones  $f(s)$  est donnée par l'expression :

$$sortie = f(s) = f\left(\sum_{k=1}^n x_k w_k + b\right). \quad (1.1)$$

Chaque entrée  $x_k$  passera par une jonction appelée « poids synaptiques »  $w_k$  et sera collectée dans le noyau cellulaire. Ensuite, l'information est traitée avant d'être transmise aux autres neurones via un axone. Selon les connexions entre les neurones, nous aurons un réseau « feed-forward » ou un réseau « récurrent ». Un réseau feed-forward est un réseau sur lequel les neurones sont connectés d'amont (entrées) en aval (sorties). Un réseau récurrent est un réseau où, de plus, des neurones dans la couche en aval ( $n^{\text{ème}}$  couche) sont connectés avec des neurones dans la couche en amont ( $(n-1)^{\text{ème}}$  couche).

L'utilisation de différentes structures de RN dépend forcément du système à modéliser ou à commander. En général, le réseau récurrent sert à commander et à identifier les systèmes dynamiques [1].

La propriété fondamentale d'un RN est le fait qu'ils sont des « approximateurs universels parcimonieux ». En effet, toute fonction suffisamment régulière, dans un domaine borné de variation des variables, peut être approchée avec une précision arbitraire par un RN comportant une couche de neurones cachés en nombre fini et un neurone de sortie linéaire. Le nombre de paramètres d'un RN varie linéairement avec le nombre de variables, alors qu'il varie exponentiellement avec le nombre de variables pour les approximateurs linéaires en leurs paramètres (polynômes, réseaux d'ondelettes, sommes pondérées de gaussiennes à centres et variances fixés, etc.). De ce fait, les RN trouvent leur utilité dans différents domaines, notamment mais non exclusivement en identification et commande de « processus non linéaires ». Grâce au « processus d'apprentissage », les poids et les biais du réseau sont modifiés après chaque itération afin de converger vers les valeurs du régime permanent qui devraient être optimales.

L'adaptation des poids synaptiques peut se faire selon différents « algorithmes d'apprentissage » [1] : l'apprentissage par correction de l'erreur, l'apprentissage Hebbien, l'apprentissage compétitif et l'apprentissage type Boltzmann, etc. Un autre facteur doit être considéré, c'est la manière avec laquelle

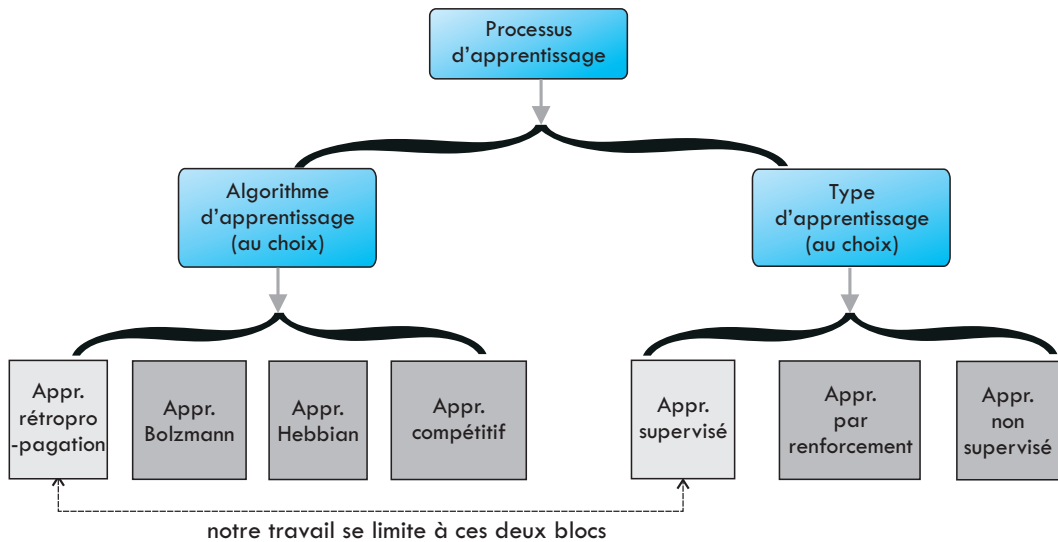


Figure 1.3 – Classification des processus d'apprentissage

un RN est associé à son environnement. Pour cela, nous avons la définition « *des types d'apprentissage* ». Tout cela fait partie d'un processus qui est décrit sur la figure 1.3. Dans cette figure, le processus d'apprentissage comporte deux étapes : le choix du type d'apprentissage, d'une part, et de l'algorithme d'apprentissage, d'autre part. En général, le choix de la méthode d'apprentissage est réalisé avant de choisir l'algorithme approprié. Dans la commande des systèmes, l'apprentissage supervisé est souvent utilisé pour corriger l'erreur de la sortie.

## 1.1 Différents types d'apprentissage

Un RN est toujours immergé dans un environnement avec l'interface des connaissances. L'apprentissage supervisé est effectuée par un « *superviseur* » qui a pour rôle de surveiller la réponse du réseau. Par contre, l'apprentissage par renforcement est basé sur une procédure d'essai-erreur au moyen d'un signal *critique*. L'apprentissage non-supervisé n'a pas besoin de superviseur, ni de signal critique pour générer les signaux d'entrées du réseau [1]. Dans cette section, les trois méthodes seront abordées.

### 1.1.1 Apprentissage supervisé

Le principe de l'apprentissage supervisé est montré par la figure 1.4. L'environnement est représenté par un ensemble de variables placé en entrée du superviseur et du RN. Supposons que pour une entrée

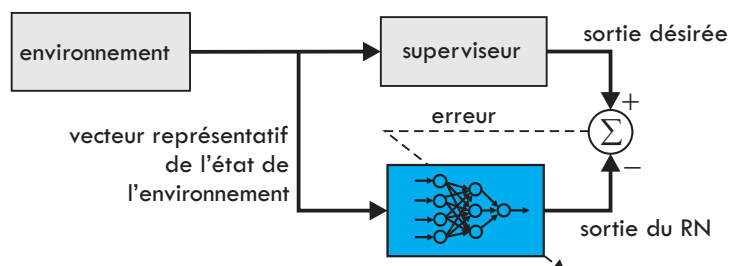


Figure 1.4 – Méthode d'apprentissage supervisé

donnée, le superviseur puisse donner en sortie une réponse exacte, celle-ci est la sortie désirée correspondant à l'entrée donnée. Le RN a besoin des informations « *entrée-sortie* » produites par le « *superviseur* » pour pouvoir émuler le plus correctement possible son superviseur en adaptant ses poids. Cette procédure est appelée le « *processus d'apprentissage* ». A chaque instant  $t$  (temps continu) ou  $k$  (temps discret), une entrée  $x$  est donnée tant pour le superviseur que pour le RN. Le superviseur produit une sortie désirée  $y_d$  tandis que le RN donne une réponse  $y$ . La différence entre ces deux sorties, appelée « *erreur* », est utilisée pour modifier la structure interne (mise à jour des poids) du RN pour que l'erreur diminue et atteigne la valeur la plus petite possible. Le calcul de la sortie et la mise à jour des poids est réalisé dans une itération. A chaque itération, l'erreur se doit de diminuer, le RN reproduit le comportement du superviseur en fournissant une estimation de la relation entre les entrées et les sorties dans le domaine de variation des variables dans lequel se trouvent les exemples d'apprentissage. Une fois que l'erreur attendue est obtenue (après certaines itérations), le RN peut remplacer le superviseur et travailler de manière autonome. Il saura également et dans certaines limites, calculer la sortie pour une entrée qui ne lui a jamais été présentée, cette entrée doit cependant être proche des entrées de la base d'apprentissage. Si *cette propriété de généralisation* est acquise, on a alors un apprentissage correct. Le nombre d'itérations est fixé par le concepteur, il dépend de la complexité de la structure, du nombre de variables, de l'environnement et d'un autre facteur important, le temps d'apprentissage. En général, plus le nombre d'itérations est grand, plus l'erreur est petite [1] [2].

Ce type d'apprentissage est souvent utilisé pour l'identification des systèmes dynamiques (linéaires ou non linéaires, variants ou invariants dans le temps) [3] [4] et pour la commande des systèmes [5] [6] [7] [8] [9].

Nous pouvons aussi distinguer les deux phases d'un processus d'apprentissage : la phase de mise à jour des poids et la phase d'opération. Dans la première, les poids sont modifiés et dans la deuxième, les poids sont maintenus constants et le réseau de neurones effectue la tâche demandée. Nous pouvons ainsi parler de deux modes d'apprentissage : hors-ligne et en ligne. Dans le mode hors-ligne, un apprentissage préliminaire est demandé avant d'utiliser le réseau dans la phase opérationnelle (les poids sont constants) alors que dans le mode d'apprentissage en ligne, la phase de la mise à jour des poids est réalisée simultanément avec la tâche attendue (identification ou commande). Le mode hors-ligne est souvent utilisé dans des applications en boucle ouverte, comme par exemple la classification et la reconnaissance de forme [10] [11] [7] [12]. Le mode en ligne est largement utilisé dans la commande des systèmes (boucle fermée). Pendant l'apprentissage, la modification des paramètres du réseau doit assurer stabilité du système dynamique à commander. Dans ce cas les poids sont bornés. Ce problème difficile a fait l'objet de plusieurs travaux [5] [6] [8] [13] [14].

Dans l'apprentissage supervisé, un superviseur représenté par les équations dynamiques du modèle à commander ou à identifier doit être disponible. Dans le cas où nous ne disposons pas des signaux désirés fournis par le superviseur, nous ne pouvons pas utiliser cette approche. Pour contourner cette contrainte, un autre type d'apprentissage, appelé « *apprentissage par renforcement* », est présenté dans [1] [15]. Nous présenterons le principe (sans détails) de ce type d'apprentissage dans la section suivante.

### 1.1.2 Apprentissage par renforcement

L'apprentissage par renforcement est mathématiquement un problème d'optimisation dont l'objectif est de chercher les bonnes actions affectant un système afin de produire asymptotiquement les sorties désirées [1] [15]. L'apprentissage par renforcement peut se faire de trois manières différentes :

- par apprentissage non-associé,
- par apprentissage associé,

## 1.1 Différents types d'apprentissage

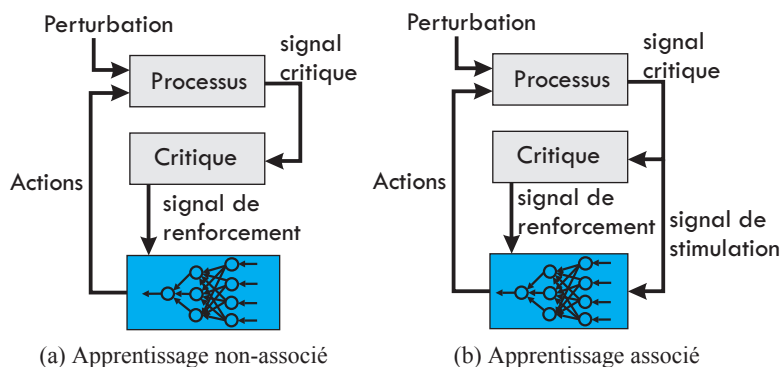


Figure 1.5 – Modèle d'apprentissage par renforcement [1]

– par apprentissage séquentiel.

La figure 1.5 montre la procédure d'apprentissage par renforcement non-associé. Le signal de sortie du processus, appelé « *signal critique* », sera transformé en « *signal de renforcement* » via un organisme « *critique* ». Par la suite, ce signal de renforcement jouera le rôle d'entrée du RN pour générer les actions en sortie. Le processus est répété jusqu'au moment où l'erreur entre la sortie du système et la sortie désirée devient acceptable. Avec la méthode d'apprentissage associé montrée par la figure 1.5b, il y a, en plus, des signaux appelés « *signaux de stimulation* » (*stimulus pattern*) en entrée du RN pour prendre en compte la dynamique et la flexibilité de la procédure (le réseau peut travailler avec différents états du processus). Les détails sont à consulter dans les références [1] [15] [6].

### 1.1.3 Apprentissage non-supervisé

Dans l'apprentissage non-supervisé, il n'y a ni observateur, ni mécanisme critique externe pour surveiller le processus d'apprentissage. Cette méthode d'apprentissage est montrée par la figure 1.6. Les mesures indépendantes de l'environnement (vecteur représentatif de l'environnement) sont envoyées à l'entrée du réseau et les poids évoluent en respectant ces mesures pour être optimaux. La structure du réseau change afin de coder les informations à l'entrée et créer de nouvelles classes [1]. L'algorithme d'apprentissage compétitif peut être utilisé pour la méthode d'apprentissage non-supervisé. Par exemple, considérons un réseau à 2 couches : une couche d'entrée et une couche compétitive de sortie. La couche d'entrée reçoit les informations disponibles, la couche compétitive comporte les neurones qui sont en concurrence. Le neurone qui gagne la compétition vaut 1 (*turn on*) et les autres valent zéro (*turn off*). Ce principe est très approprié pour les applications de classification.

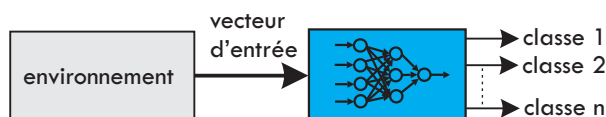


Figure 1.6 – Modèle d'apprentissage non-supervisé

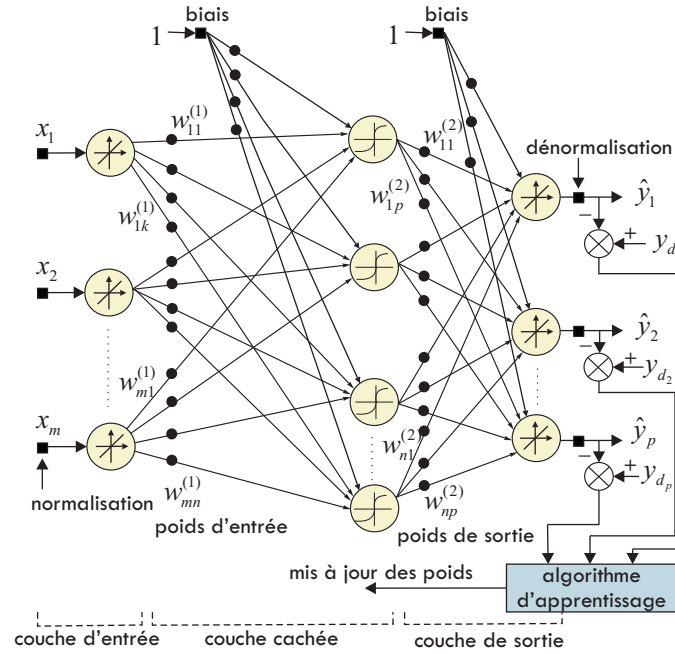


Figure 1.7 – Structure d'un réseau de neurones (à une seule couche cachée)

## 1.2 Algorithmes d'apprentissage

Un algorithme d'apprentissage permet de modifier les poids afin d'obtenir la réponse attendue. Dans cette section, l'algorithme d'apprentissage par correction d'erreur (appelé apprentissage par rétropropagation ou apprentissage par descente du gradient) sera abordé pour sa large utilisation dans le domaine de la commande et de l'identification. Nous allons l'utiliser également dans nos travaux.

### 1.2.1 Apprentissage par correction d'erreur

Définissons un réseau de neurones comme celui indiqué sur la figure 1.7 avec  $m$  neurones dans la couche d'entrée,  $n$  neurones dans une seule couche cachée et  $p$  neurones dans la couche de sortie. S'il prend comme vecteur d'entrée  $\mathbf{x}(t) = [x_1(t) \ x_2(t) \ \dots \ x_m(t)]^T$ , le signal  $\mathbf{y}_d(t) = [y_{d_1}(t) \ y_{d_2} \ \dots \ y_{d_p}]^T$  représente le vecteur de la sortie désirée, et  $\mathbf{y}(t) = [\hat{y}_1(t) \ \hat{y}_2(t) \ \dots \ \hat{y}_p(t)]^T$  est la réponse du RN. Ainsi,  $\hat{y}_k(t)$  est la sortie du  $k^{\text{eme}}$  neurone de la couche de sortie suite à une stimulation  $\mathbf{x}(t)$  appliquée en entrée du réseau à l'instant  $t$ . L'entrée  $\mathbf{x}(t)$  et la réponse désirée correspondante  $\mathbf{y}_d(t)$  constituent un exemple particulier qui représente le système à l'instant  $t$ . L'erreur  $e_k(t)$  est définie par la différence entre  $y_{d_k}(t)$  et  $\hat{y}_k(t)$  :

$$e_k(t) = y_{d_k}(t) - \hat{y}_k(t). \quad (1.2)$$

L'objectif de l'apprentissage par correction de l'erreur est de minimiser une fonction  $J$  [2] :

$$J = E \left[ \frac{1}{2} \cdot \sum_{k=1}^p e_k^2(t) \right], \quad (1.3)$$

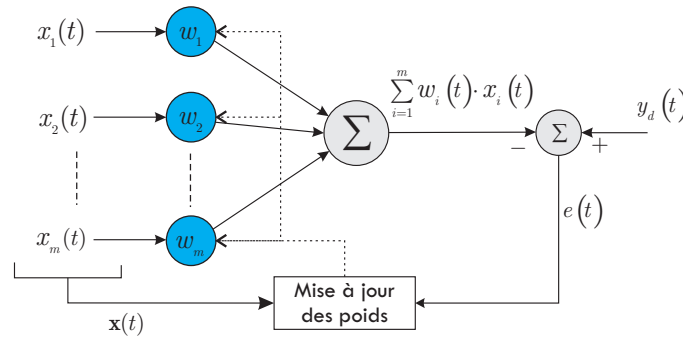


Figure 1.8 – Un élément ADALINE

avec  $E$  l'espérance mathématique. Le facteur  $\frac{1}{2}$  est utilisé pour simplifier l'écriture de la dérivation de  $J$  par rapport aux poids du réseau dans la méthode de correction de l'erreur. La minimisation de la fonction  $J$  est réalisée en utilisant une méthode de descente de gradient. Nous utilisons la méthode du gradient simple [1].

En amont du RN, une étape de normalisation permet de placer les grandeurs des entrées dans une plage uniforme de valeurs. Les signaux d'entrées ont ainsi la même importance les uns par rapport aux autres et donnent ainsi tout son sens aux poids neuronaux qui les pondèrent. Avec des entrées normalisées, une opération inverse peut être facilement employée à la sortie du RN pour replacer les signaux dans les plages des valeurs réelles et nécessaires au processus.

Pour un environnement inconnu, Widrow et Hoff [2] ont proposé une solution d'approximation en écrivant la fonction  $J$  sous la forme :

$$J = \frac{1}{2} \cdot \sum_{k=1}^p e_k^2(t). \quad (1.4)$$

Dans cette approche, seules les valeurs instantanées de la somme de l'erreur au carré ont été retenues. La méthode qui en découle est aussi connue sous le nom d'algorithme des moindres carrés (Least Mean Square) (LMS). Les détails seront développés dans la section suivante.

### 1.2.1.1 Algorithme des moindres carrés

L'algorithme LMS a été formulé par Widrow et Hoff pour être utilisé dans les circuits de commutation adaptative (*Adaptive Switching Circuit*). Cet algorithme n'est utilisé qu'avec un réseau particulier où la structure entre les entrées et les sorties est linéaire [2]. Ce type de réseau linéaire est également appelé ADAPtive LInear NEuron (ADALINE). Les applications de cet algorithme ont été étendues à l'égalisation adaptative des canaux téléphoniques pour la transmission en haute vitesse et les antennes adaptatives pour la suppression des perturbations [2]. Dans le domaine de l'électrotechnique, le réseau ADALINE est utilisé afin de suivre la fréquence du réseau [16] [17], extraire les composantes de la tension et du courant d'un système triphasé déséquilibré [18] [19] [20] et détecter les harmoniques de tension et de courant [21] [22] [23] [24]. Par la suite, nous allons étudier un algorithme basé sur l'équation de Wiener-Hopf [1] pour déduire une extension de l'algorithme LMS.

#### a. Equation de Wiener-Hopf

Soit  $\mathbf{x}(t)$  un vecteur d'entrées de dimension  $m$  comme le montre la figure 1.8.

La fonction de coût  $J$  s'écrit comme suit :

$$J = \frac{1}{2} \cdot E[e^2(t)] \quad \text{avec} \quad e(t) = y_d(t) - \sum_1^m w_i(t)x_i(t) \quad (1.5)$$

Le but de l'algorithme d'apprentissage est de minimiser la fonction  $J$  en modifiant les poids  $w_i$ . En développant le carré, on obtient :

$$J = \frac{1}{2} \cdot E(y_d^2) - \sum_{i=1}^m [w_i \cdot E(x_i \cdot y_d)] + \frac{1}{2} \cdot \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^m [w_j \cdot w_i \cdot E(x_j \cdot x_i)] \quad (1.6)$$

où nous considérons les poids comme des valeurs constantes en régime permanent. Si nous posons :

$r_d = E(y_d^2)$  comme valeur moyenne de la sortie désirée au carré,

$r_{y_d x}(i) = E(y_d \cdot x_i)$  comme fonction de corrélation entre la sortie désirée et l'entrée  $x_i$ ,

$r_x(j, i) = E(x_j \cdot x_i)$  comme fonction d'auto-corrélation de l'ensemble des vecteurs d'entrées avec  $i, j = 1, 2, \dots, m$ .

$J$  peut être réécrite sous la forme suivante :

$$J = \frac{1}{2} \cdot r_d - \sum_{i=1}^m [w_i \cdot r_{y_d x}(i)] + \frac{1}{2} \cdot \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^m [w_j \cdot w_i \cdot r_x(j, i)]. \quad (1.7)$$

La fonction  $J$  représente la surface de l'erreur du réseau. La convergence de l'algorithme est atteinte pour une valeur minimale de  $J$ . Cette condition optimale est obtenue quand la dérivée de  $J$  par rapport aux poids  $w_i$  est égale à zéro. Cette dérivée est appelée *le gradient de l'erreur surfacique* :

$$\frac{\partial J}{\partial w_i} = \nabla_{w_i} J, \quad i = 1, 2, \dots, m, \quad (1.8)$$

et elle vaut :

$$\nabla_{w_i} J = -r_{y_d x}(i) + \sum_{j=1}^m [w_j \cdot r_x(j, i)], \quad i = 1, 2, \dots, m. \quad (1.9)$$

Pour une minimisation de  $J$ , nous mettons l'équation (1.9) égale à zéro et nous déduisons une équation permettant de calculer les poids optimaux [2] :

$$\sum_{j=1}^m [w_j \cdot r_x(j, i)] = r_{y_d x}(i), \quad i = 1, 2, \dots, m. \quad (1.10)$$

Dans l'équation de Wiener-Hopf (1.10), les poids sont obtenus par la division de la fonction de corrélation entre  $y_d$  et  $x_i$  avec la fonction d'autocorrélation inverse du vecteur d'entrée  $\mathbf{x}$ . Pour éviter le calcul de l'inverse de la matrice  $r_x(j, i)$ , deux méthodes sont proposées dans la littérature [1] [2].

### **b. Méthode du gradient simple**

La méthode du gradient simple suppose que les poids varient avec le temps et ses valeurs sont modifiées de manière itérative suivant l'erreur surfacique afin d'atteindre le point minimal de  $J$ . La figure 1.9 montre le principe de cette approximation. Il est intuitif de montrer que la direction de l'adaptation des poids est *opposée* à celle du vecteur du gradient  $J$  dont les éléments sont définis par  $\nabla_{w_i} J$  avec



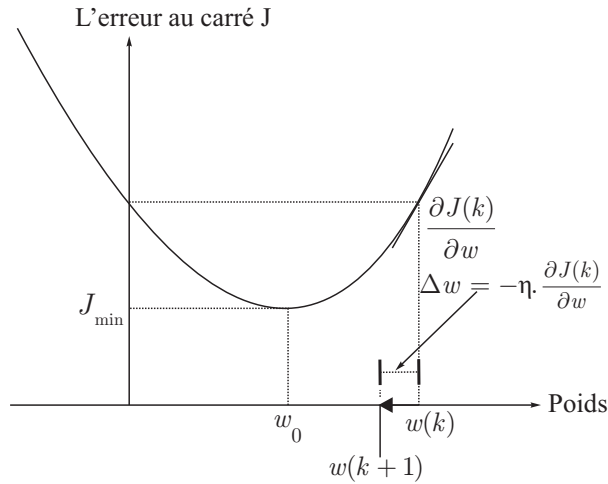


Figure 1.9 – Illustration en dimension 1 de la descente du gradient

$i = 1, 2, \dots, m$ . Selon cette méthode, l'adaptation appliquée au poids  $w_i(k)$  à l'itération  $k$  est définie par :

$$\Delta w_i(k) = -\eta \cdot \nabla_{w_i} \cdot J(k), \quad i = 1, 2, \dots, m, \quad (1.11)$$

où  $\eta$  est une constante positive appelée *le coefficient d'apprentissage* et choisie entre 0 et 1. Enfin, la mise à jour des poids sera effectuée par :

$$w_i(k+1) = w_i(k) - \eta \cdot \nabla_{w_i} J(k), \quad i = 1, 2, \dots, m. \quad (1.12)$$

En combinant les équations, (1.9) et (1.12), nous obtenons une relation entre deux poids consécutifs en fonction de la matrice de corrélation  $r_{y_d x}(i)$  et  $r_x(j, i)$  :

$$w_i(k+1) = w_i(k) + \eta \left[ r_{y_d x}(i) - \sum_{j=1}^m [w_j(k) \cdot r_x(j, i)] \right], \quad i = 1, 2, \dots, m. \quad (1.13)$$

L'inconvénient majeur de la méthode par descente du gradient est la nécessité de disposer des fonctions de corrélations  $r_{y_d x}$  et  $r_x(j, i)$ . Dans certains cas, ces fonctions ne sont pas connues et c'est ce qui conduit à utiliser des estimations. L'algorithme LMS est proposé afin d'estimer ces fonctions de corrélation et permet de résoudre le problème.

### c. Algorithme LMS

L'algorithme LMS est basé sur l'utilisation de *l'estimation instantanée* des fonctions de corrélation. Ces estimations sont données par [15] :

$$\hat{r}_{y_d x}(i; k) = y_d(k) \cdot x_i(k), \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (1.14)$$

$$\hat{r}_x(j, i; k) = x_j(k) \cdot x_i(k), \quad i, j = 1, 2, \dots, m \quad (1.15)$$

Les termes surmontés du symbole  $\wedge$  désignent des valeurs estimées. Remplaçons (1.14) et (1.15) dans l'équation (1.13), nous obtenons avec  $i = 1, 2, \dots, m$  :

$$\begin{aligned}
 w_i(k+1) &= w_i(k) + \eta \left[ x_i(k) \cdot y_d(k) - \sum_{j=1}^m [w_j(k) \cdot x_j(k) \cdot x_i(k)] \right] \\
 &= w_i(k) + \eta \left[ y_d(k) - \sum_{j=1}^m [w_j(k) \cdot x_j(k)] \right] \cdot x_i(k) \\
 &= w_i(k) + \eta [y_d(k) - y(k)] \cdot x_i(k)
 \end{aligned} \tag{1.16}$$

Le résumé de l'algorithme LMS est donné selon les étapes suivantes :

1. Initialisation des poids :  $w_i(0)$  choisis aléatoirement ou mis à zéro,  $i = 1, 2, \dots, m$
2. Calculs et mis à jour des poids :

- $y(k) = \sum_{j=1}^m w_j(k) \cdot x_j(k)$
- $e(k) = y_d(k) - y(k)$
- $w_i(k+1) = w_i(k) + \eta \cdot e(k) \cdot x_i(k)$ , avec  $i = 1, 2, \dots, m$

◆ **Remarques** Dans la méthode du gradient, le vecteur de poids  $\mathbf{w}(k)$  qui est constitué par les poids  $\mathbf{w}(k) = [w_1(k) \ w_2(k) \ \dots \ w_m(k)]^T$  commence par les valeurs initiales  $\mathbf{w}(0)$  et poursuit précisément une trajectoire bien définie (à l'opposé de la direction du gradient) et finalement, il converge vers un vecteur optimal  $\mathbf{w}_{opt}$ . Par contre, dans l'algorithme LMS appliqué à un environnement inconnu, les poids sont les valeurs estimées et le vecteur de poids poursuit sa trajectoire vers des poids optimaux. Quand le nombre d'itérations  $n$  tend vers l'infini, le vecteur de poids estimé converge vers la valeur optimale  $\mathbf{w}_{opt}$ . Pour mettre en évidence la différence entre les 2 méthodes, analysons la manière avec laquelle la correction de l'erreur est effectuée. A chaque itération  $k$ , la méthode du gradient minimise la valeur moyenne au carré de l'erreur. Cette fonction implique un ensemble de valeurs moyennes, cela donne un vecteur de gradient exact qui permet de détecter le point optimal quand  $k$  croit vers l'infini. L'algorithme LMS minimise une estimation instantanée de la fonction  $J(k)$ , cela implique que le vecteur du gradient dans l'algorithme LMS est « aléatoire ». Du point de vue temporel, la première méthode minimise la somme de l'erreur au carré  $\frac{1}{2} \sum e^2(k)$  qui est intégrée dans toutes les itérations précédentes de l'algorithme jusqu'au terme  $k$  compris. Par conséquent, elle demande de stocker l'information pour calculer les estimations des fonctions de corrélation. D'un autre côté, l'algorithme LMS minimise l'erreur instantanée au carré exprimée par  $\frac{1}{2} \hat{e}^2(k)$ , et réduit donc le volume de stockage. Il ne demande aucune information à stocker à part le vecteur des poids actuels du réseau. Dans un système où le point optimal des poids change en fonction du temps, l'algorithme LMS non seulement a pour tâche de trouver ce point optimal de la surface d'erreur mais aussi de le suivre. Pour que cette tâche soit effectuée, le coefficient  $\eta$  doit être choisi comme une valeur positive proche de zéro.

## 1.2.2 Apprentissage à rétropropagation du gradient d'erreur

Cette section aborde une méthode d'apprentissage appelée « *rétropropagation du gradient* » qui est le cas général de la méthode LMS. L'algorithme d'apprentissage LMS résout un réseau sans couche cachée (ADALINE) tandis que l'algorithme de rétropropagation peut résoudre un réseau multicouche. Le nom rétropropagation exprime le fait que l'erreur est propagée à travers le réseau d'une manière

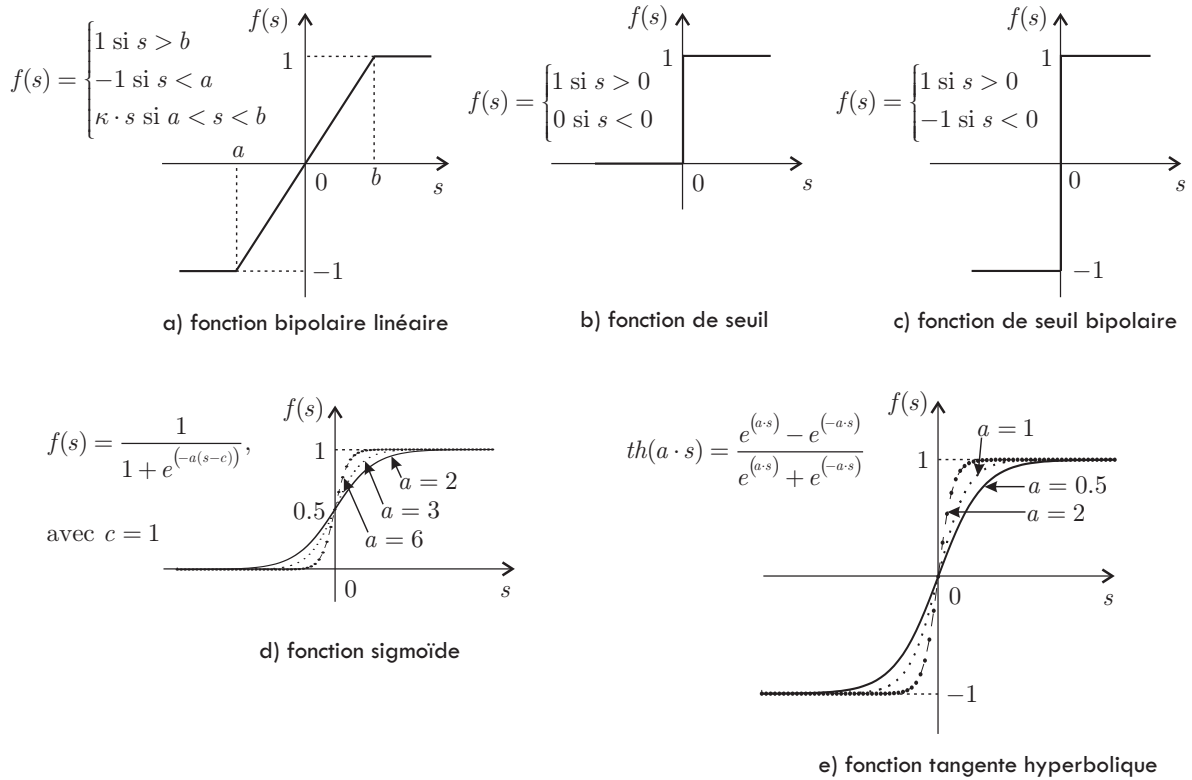


Figure 1.10 – Fonctions d'activation les plus souvent utilisées

inverse (de la dernière couche vers la première). Les réseaux ADALINE utilisant l'algorithme LMS ne peuvent que résoudre des problèmes linéaires car ils représentent des relations linéaires entre les entrées et la sortie. Un réseau de perceptron multicouche (Multi Layer Perceptron) (MLP) avec l'algorithme de rétropropagation de l'erreur prend en compte la non-linéarité de l'environnement en introduisant des fonctions d'activation non linéaires dans sa structure. Pour cette raison, on peut conclure que le MLP est plus performant que le réseau ADALINE face aux problèmes non linéaires (d'identification et de commande).

Afin de simplifier, considérons un réseau multicouche comme celui défini par la figure 1.7 ( $m$  entrées, une couche cachée de  $n$  neurones et une couche de sortie de  $p$  neurones). Nous pouvons très facilement le généraliser pour un réseau ayant plusieurs couches cachées.

Cet algorithme fonctionne sur le même principe que l'algorithme LMS mais avec une étape supplémentaire de rétropropagation de l'erreur de la couche cachée vers les couches en amont. La sortie de chaque neurone sera dérivée et stockée localement pour calculer le gradient de l'erreur afin de mettre à jour les poids [1] [6]. Il est intuitif de montrer que les fonctions d'activation doivent être dérivables. La figure 1.10 montre les fonctions d'activation les plus fréquemment utilisées [4]. La fonction bipolaire linéaire (a), la fonction de seuil (b), la fonction de seuil bipolaire (c), la fonction sigmoïdale (d) et la fonction tangente hyperbolique (e). Il existe d'autres types de fonctions d'activation comme la fonction de Gauss et la fonction en forme de cloche (*Bell-shaped function*) [25]. Quand la pente  $\kappa$  tend vers l'infini, la fonction bipolaire linéaire devient la fonction de seuil bipolaire (c). Les fonctions de seuil sont généralement utilisées pour la classification. Les deux fonctions sigmoïdale et hyperbolique sont utilisées dans diverses applications relevant du domaine de l'électronique de puissance. Ces deux fonctions non linéaires contribuent à la caractéristique non linéaire du neurone et par conséquent elles permettent au RN de résoudre des problèmes non linéaires liés à la commande et à l'identification.

### 1.2.2.1 Calcul de la sortie du réseau multicouche

Définissons les vecteurs suivants :

- $\mathbf{x}$  comme vecteur (dimension  $m \times 1$ ) d'entrées au réseau,
- $\mathbf{w}^{(1)}$  comme matrice (dimension  $m \times n$ ) des poids dans la couche cachée,
- $\mathbf{x}^{(1)}$  comme vecteur (dimension  $n \times 1$ ) d'entrées des neurones dans la couche cachée,
- $\mathbf{O}^{(1)}$  comme vecteur (dimension  $n \times 1$ ) de sortie des neurones de la couche cachée,
- $\Lambda^{(1)}$  comme vecteur (dimension  $n \times 1$ ) de l'erreur de rétropropagation de la couche cachée,
- $\mathbf{w}^{(2)}$  comme matrice (dimension  $n \times p$ ) des poids de la couche de sortie,
- $\mathbf{x}^{(2)}$  comme vecteur (dimension  $p \times 1$ ) d'entrées des neurones dans la couche de sortie,
- $\mathbf{O}^{(2)}$  ou  $\mathbf{y}$  comme vecteur (dimension  $p \times 1$ ) de sortie des neurones dans la couche de sortie,
- $\Lambda^{(2)}$  comme vecteur (dimension  $p \times 1$ ) de l'erreur de rétropropagation de la couche de sortie.

Nous avons donc :

$$\mathbf{x}^{(1)} = (\mathbf{w}^{(1)})^T \cdot \mathbf{x} \quad (1.17)$$

$$\mathbf{O}^{(1)} = f^{(1)}(\mathbf{x}^{(1)}) \quad (1.18)$$

$$\mathbf{x}^{(2)} = (\mathbf{w}^{(2)})^T \cdot \mathbf{O}^{(1)} \quad (1.19)$$

$$\mathbf{O}^{(2)} = f^{(2)}(\mathbf{x}^{(2)}) \quad (1.20)$$

$$\mathbf{y} = \mathbf{O}^{(2)} \quad (1.21)$$

où  $f^{(1)}(\cdot)$  et  $f^{(2)}(\cdot)$  sont des fonctions d'activation de la couche cachée et de la couche de sortie respectivement.

Avec ces notations, le vecteur de sortie du réseau présenté dans la figure 1.7 est calculé par :

$$\mathbf{y} = f^{(2)}((\mathbf{w}^{(2)})^T \cdot f^{(1)}((\mathbf{w}^{(1)})^T \cdot \mathbf{x})). \quad (1.22)$$

En assimilant  $f^{(2)}(\cdot)$  comme une fonction identité, nous obtenons :

$$\mathbf{y} = (\mathbf{w}^{(2)})^T \cdot f^{(1)}((\mathbf{w}^{(1)})^T \cdot \mathbf{x}). \quad (1.23)$$

La fonction  $J$  à minimiser est définie comme [1] :

$$J = \frac{1}{2} \cdot \sum_i^p [y_{d_i} - y_i]^2. \quad (1.24)$$

### 1.2.2.2 Rétropropagation des erreurs et mise à jour des poids

D'après [1] [5] [26], une adaptation  $\Delta \mathbf{w}^{(2)}$  des poids est calculée par la relation (1.25) avec  $\Lambda^{(2)}$  l'erreur de rétropropagation de la couche de sortie :

$$\Delta \mathbf{w}^{(2)} = -\gamma \cdot \mathbf{O}^{(1)} \cdot (\Lambda^{(2)})^T, \quad (1.25)$$

### 1.3 Applications des réseaux de neurones aux systèmes dynamiques

où  $\Lambda^{(2)}$  est égal à (avec  $f^{(2)}(.)$  la fonction identité) :

$$\Lambda^{(2)} = \mathbf{y}_d - \mathbf{y}. \quad (1.26)$$

De même pour les poids de la couche cachée, leur mise à jour est faite de la manière suivante :

$$\Delta \mathbf{w}^{(1)} = -\gamma \cdot \mathbf{x} \cdot (\Lambda^{(1)})^T, \quad (1.27)$$

où le vecteur de l'erreur de rétropropagation de la couche cachée (dimension  $n \times 1$ ) doit prendre en compte toutes les erreurs des neurones de la couche de sortie. Chaque élément du vecteur  $\Lambda^{(1)}$  est exprimé par l'équation suivante :

$$\Lambda_i^{(1)} = O_i^{(1)} \cdot (1 - O_i^{(1)}) \cdot \sum_{j=1}^p w_{ij} \cdot \Lambda_j^{(2)}, \quad \text{avec } i = 1, \dots, n, \quad (1.28)$$

où le terme  $O_i^{(1)} \cdot (1 - O_i^{(1)})$  représente la dérivée de la sortie de la fonction d'activation sigmoïdale dans la couche cachée. Ce terme change si nous prenons d'autres fonctions d'activation. Par exemple, pour la fonction tangente hyperbolique de la couche cachée, nous obtenons :

$$\Lambda_i^{(1)} = (1 + O_i^{(1)}) \cdot (1 - O_i^{(1)}) \cdot \sum_{j=1}^p w_{ij} \cdot \Lambda_j^{(2)}, \quad \text{avec } i = 1, \dots, n. \quad (1.29)$$

Les modifications des poids présentées dans les deux expressions (1.25) et (1.27) permettent au réseau de neurones de s'adapter à son environnement et au problème à traiter. Notre objectif est d'exploiter cette propriété pour les approches de commande et d'identification dites « *intelligentes* ».

#### 1.2.3 Apprentissage compétitif

L'apprentissage compétitif permet d'activer un neurone de sortie à un instant donné. Avec cette caractéristique, il peut être utilisé pour classifier les éléments d'un vecteur d'entrée. Dans cette méthode d'apprentissage, les neurones de sortie sont interconnectés les uns avec les autres. Cela exprime une inhibition latérale, c'est-à-dire que chaque neurone a tendance à inhiber les neurones auxquels il est connecté et réciproquement. Par contre, les connexions des composantes du vecteur d'entrée aux composantes du vecteur de sortie subissent une excitation. La figure 1.11 montre la structure de ce type de réseau. Un neurone  $j$  est dit « *neurone gagnant* » si la somme d'activité  $O_j = \sum_{i=1}^m w_{ij} \cdot x_i$  est la plus grande parmi toutes celles des neurones de sortie. Ce neurone est donc mis à 1 et les autres sont mis à zéro. En utilisant l'algorithme d'apprentissage compétitif présenté dans [1], l'adaptation  $\Delta w_{ij}$  appliquée au poids  $w_{ij}$  est donnée par :

$$\Delta w_{ij} = \begin{cases} \eta \cdot (x_i - w_{ij}) & \text{si } j^{\text{ème}} \text{ neurone gagne la compétition} \\ 0 & \text{si non} \end{cases} \quad (1.30)$$

### 1.3 Applications des réseaux de neurones aux systèmes dynamiques

Une synthèse des travaux d'identification et de commande basée sur les réseaux de neurones a été présentée et développée dans [27]. De par leur architecture, les réseaux de neurones sont des systèmes

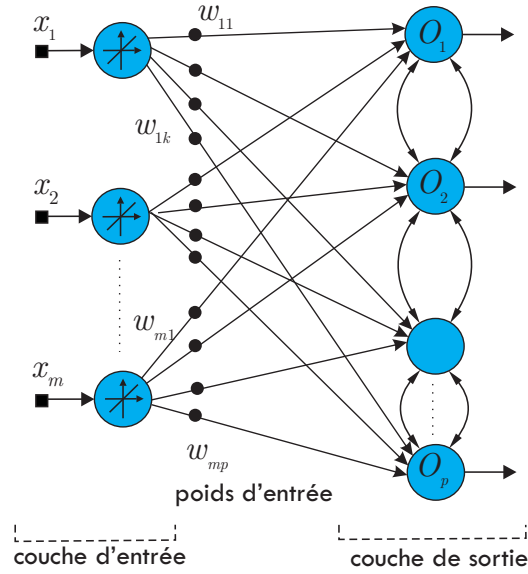


Figure 1.11 – Structure d'un réseau avec apprentissage compétitif

opérationnels de modélisation non linéaire. Les RN s'appuient sur des résultats mathématiques et statistiques importants qui révèlent une des plus intéressantes propriétés : leur aptitude à représenter de fortes non-linéarités avec un nombre réduit de paramètres. Les RN sont utilisés dans l'identification qui vise à reproduire le comportement d'un système, qu'il soit linéaire ou non linéaire et la commande qui cherche à poursuivre une consigne ou un état désiré de sortie malgré l'influence de perturbation. Grâce à leur capacité d'adaptation et à leur représentation du comportement non linéaire d'un processus, de nombreuses applications de RN ont été développées. Au sein de l'équipe TROP du laboratoire Modélisation Intelligence Processus Systèmes (MIPS), l'application des modèles modulaires « *connexionnistes* » à la commande de bras de robots a fait l'objet de plusieurs travaux dans [28] [29] [30] [31] [32] [33] [34] [35] [36]. Dans le domaine de l'électronique de puissance, les propriétés d'apprentissage et d'adaptation des réseaux de neurones ont été exploitées pour commander des machines [4] [37][38] [39] [40] ou pour la commande d'un Filtre Actif Parallèle (FAP) [22] [41] [42] [43].

Ces schémas neuronaux d'identification et de commande permettent de modéliser et de contrôler des systèmes dynamiques plus complexes, de les rendre plus autonomes et plus robustes.

Les sections suivantes sont consacrées à un état de l'art sur l'identification et la commande des systèmes dynamiques à l'aide des réseaux de neurones artificiels. Différentes techniques et stratégies neuronales sont exploitées pour l'apprentissage d'un système dynamique, autrement dit, pour l'identification d'un système, pour mimer et reproduire son comportement. Différents schémas de contrôle à base de RN sont exposés, notamment le contrôle direct, le contrôle inverse, le contrôle direct-inverse et le contrôle avec un modèle de référence.

### 1.3.1 Identification de systèmes dynamiques

Définissons un système dynamique tel que celui de la figure 1.12 (tirée de [27]). A l'instant  $k$ , ce système prend le vecteur  $\mathbf{x}_k \in \mathbb{R}^m$  en entrée et retourne en sortie le vecteur  $\mathbf{y}_k$  éventuellement perturbé par un bruit  $\mathbf{b}_k$  (qui n'est d'ailleurs pas toujours additif) :

$$\mathbf{y}_k = f(\mathbf{x}_k, \mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{x}_{k-2}, \dots, \mathbf{s}_k, \mathbf{s}_{k-1}, \mathbf{s}_{k-2}, \dots, \mathbf{y}_k, \mathbf{y}_{k-1}, \mathbf{y}_{k-2}, \dots) + g(\mathbf{b}_k) \quad (1.31)$$

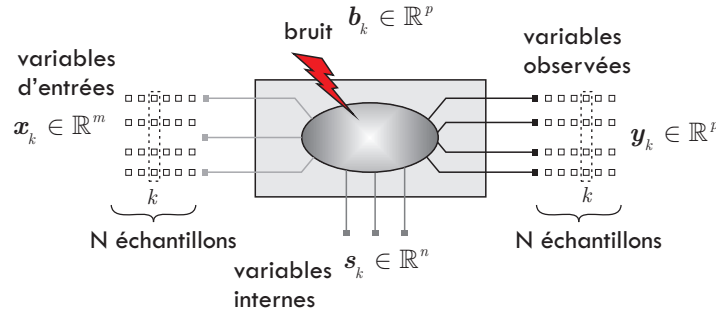


Figure 1.12 – Définition d'un système dynamique

Le vecteur  $\mathbf{s}_k$  regroupe un ensemble de variables internes au système, qui le décrivent et qui ne sont pas accessibles ou directement mesurables. Il est clair que la sortie  $\mathbf{y}_k$  du système possède une caractéristique spécifique définie par les deux fonctions  $f(\mathbf{x}, \mathbf{s})$  et  $g(\mathbf{b})$ , c'est-à-dire qu'elle subit d'une part le comportement physique du système fixé par des variables internes et d'autre part par les bruits (perturbations) extérieurs. Pour représenter et modéliser le comportement de ce type de système, il faudra connaître toute ou partie de ces variables internes à l'aide de mesures ou d'observateurs. Les réseaux de neurones s'inscrivent donc, comme un outil efficace pour résoudre ces problèmes d'identification. Dans le sens strict, ils ne représentent pas exactement le modèle physique comme l'équation (1.31) mais ils apparaissent comme une « *boîte noire* » avec ses structures spécifiques (les neurones, les poids, les fonctions d'activation). C'est une sorte de « *mapping* » entre des entrées et des sorties.

La figure 1.13 a) présente l'identification directe d'un système dynamique. L'appellation directe signifie que les entrées du système (vecteur  $\mathbf{x}_k$ ) sont employées en entrées du réseau de neurones et la modification de la structure du réseau de neurones est faite pour approcher la sortie réelle du système. Les entrées et les sorties sont retardées afin de capter la dynamique du système. Dans le cas d'un système auto-régressif, cette utilisation est obligatoire pour obtenir un bon résultat d'identification. La sortie du réseau de neurones peut être exprimée par :

$$\hat{\mathbf{y}}_k = F(\mathbf{x}_k, \mathbf{x}_{k-1}, \dots, \mathbf{x}_{k-n}, \hat{\mathbf{y}}_k, \hat{\mathbf{y}}_{k-1}, \dots, \hat{\mathbf{y}}_{k-h}) \quad (1.32)$$

où  $F(\cdot)$  est une fonction représentée par la structure interne du réseau de neurones. L'objectif de l'apprentissage est, après  $N$  itérations, d'avoir une sortie  $\hat{\mathbf{y}} = F(\cdot)$  qui est différente de  $f(\cdot)$  par une constante positive  $\epsilon$ , la plus petite possible pour avoir un bon apprentissage.

L'identification d'un système se fait normalement avec la méthode d'apprentissage supervisé. Comme énoncé auparavant, le réseau de neurones dispose d'une caractéristique de généralisation (voir paragraphe 1.1.1) : après l'apprentissage le RN peut être complètement indépendant du système. Pour une commande en boucle fermée avec un apprentissage en ligne, quelle que soit la méthode de commande, il nous faudra les paramètres internes du système pour pouvoir concevoir un contrôleur robuste. Quand le système est représenté par un réseau de neurones, l'exploitation de la structure interne de ce modèle connexionniste permet de donner des informations concernant le comportement du système au contrôleur. Nous verrons plus tard (section 1.3.2.2) une approche de contrôle neuronal qui a besoin du comportement du système dynamique.

Parallèlement il est peut être intéressant d'identifier le modèle inverse d'un système. En effet, la sortie réelle du système est reprise comme une entrée du réseau et sa sortie est comparée avec l'entrée du système comme décrit par la figure 1.13 b). L'adaptation des poids du réseau est effectuée jusqu'au moment où l'erreur devient acceptable. Après apprentissage et convergence, le réseau de neurones représente le modèle inverse du système.

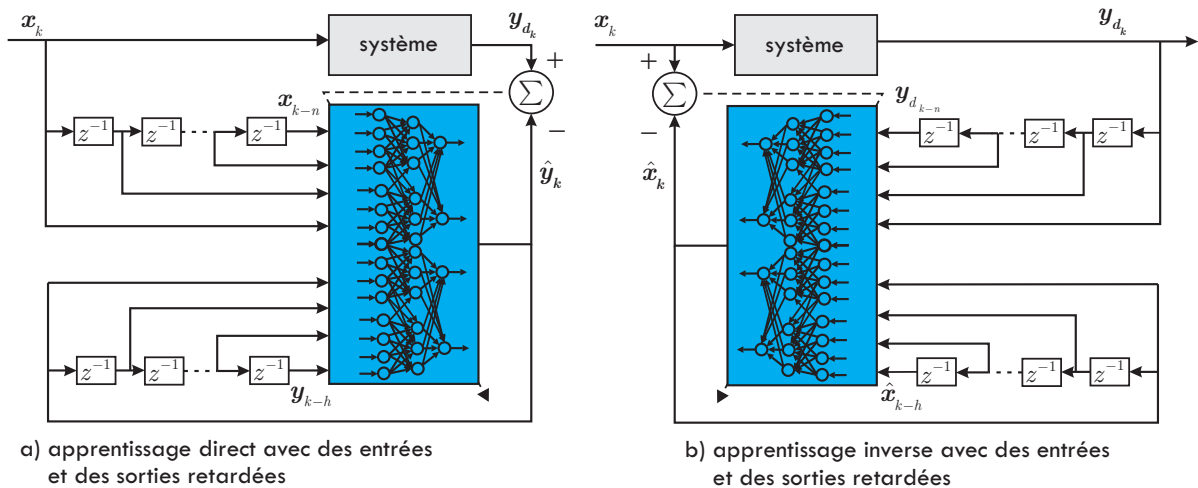


Figure 1.13 – Identification d'un système dynamique : a) modèle direct, b) modèle inverse

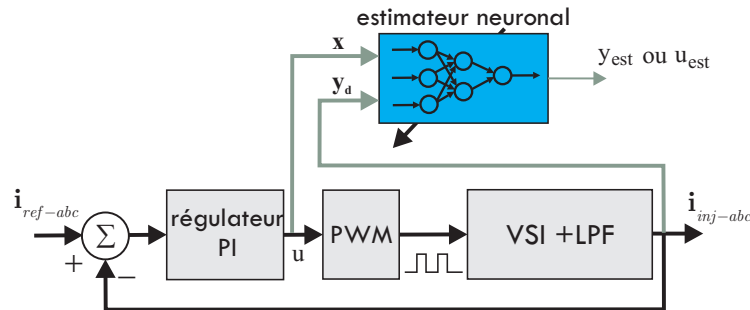


Figure 1.14 – Apprentissage du système inséré dans un FAP avec un contrôleur PI

Ce modèle inverse sera utilisé pour la commande directe du système dynamique. Il est à noter que si nous avons un système non-minimum de phase (le système inverse est instable car les zéros deviennent des pôles en dehors du cercle unité), il est nécessaire d'introduire un certain nombre de retards supplémentaires en entrées pour stabiliser le système. Ce nombre de retard de signaux utilisés est calculé par la méthode de décomposition présentée dans [2] et il est fixé comme étant égal à l'ordre du système [4].

La performance de l'apprentissage, qu'il soit direct ou inverse, dépend des données qui sont appelées des « *exemples* ». En effet, le RN doit disposer des exemples représentatifs du comportement du processus, cela veut dire que toutes les caractéristiques du processus doivent être disposées à travers ces données.

Pour évaluer la performance d'identification d'un système dynamique, nous proposons de l'insérer au sein de la commande d'un FAP comme le montre la figure 1.14. Le système dynamique est un onduleur triphasé avec une charge inductive ayant les paramètres  $r = 3 \Omega$  et  $L = 15 \text{ mH}$ . Ce filtre sera détaillé au chapitre 2, section 2.2.2.2. Le contrôleur PI utilise l'erreur entre les courants de références  $i_{ref-abc}$  et les courants à injecter  $i_{inj-abc}$  pour calculer les signaux de commande en entrée de l'onduleur triphasé. Il s'agit d'utiliser le vecteur  $x$  et la sortie  $y_d$  du système pour l'apprentissage. La figure 1.15 a) présente les résultats d'identification du modèle direct de l'onduleur triphasé pour la phase  $a$ . Le signal  $y_{est:4-5-1}$  représente la sortie estimée du courant par le réseau de neurones, ayant 4 neurones en entrée, 5 neurones dans la couche cachée et 1 neurone à la sortie. Les 4 entrées contiennent le signal  $u$ , deux signaux retardés de  $u$  et un signal retardé de  $y_{est}$ . Le nombre de neurones a été déterminé par essai-



### 1.3 Applications des réseaux de neurones aux systèmes dynamiques

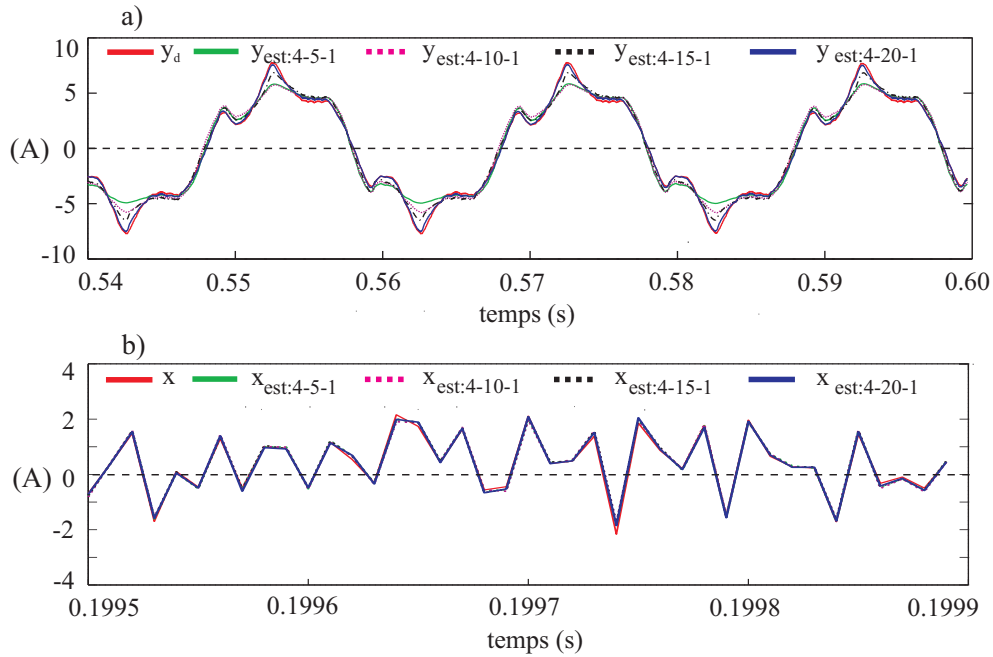


Figure 1.15 – Identification d’un système composé d’un onduleur et d’une charge inductive (simulation avec une fréquence d’échantillonnage  $f = 100$  kHz) : a) modèle direct ; b) modèle inverse

erreur. Nous constatons qu’avec un plus grand nombre de neurones dans la couche cachée, la sortie du modèle connexionniste approche plus efficacement la sortie désirée  $y_d$ . Dans notre cas les performances d’identification sont meilleures avec un RN ayant 20 neurones dans la couche cachée. Le choix d’un réseau dépend du compromis à faire entre les performances attendues et sa taille. La figure 1.16 montre l’évolution de l’erreur quadratique moyenne (Mean Square Error) (MSE) qui correspond aux résultats de l’identification directe montrés dans le tableau 1.1.

La figure 1.15 b) présente les résultats d’identification du modèle inverse. Il est à signaler que les données ont été aléatoirement mélangées pour pouvoir accélérer la vitesse d’apprentissage et tester la convergence du réseau. Le signal  $x_{est:4-5-1}$  représente la sortie estimée de la commande par le réseau de neurones, ayant 4 neurones en entrée, 5 neurones dans la couche cachée et 1 neurone à la sortie. Les 4 entrées contiennent 1 signal  $y_d$ , les signaux retardés de  $y_d$  et un signal retardé de  $x_{est}$ . Dans cet essai, nous avons trouvé qu’un réseau avec seulement 5 neurones dans la couche cachée donne de bons

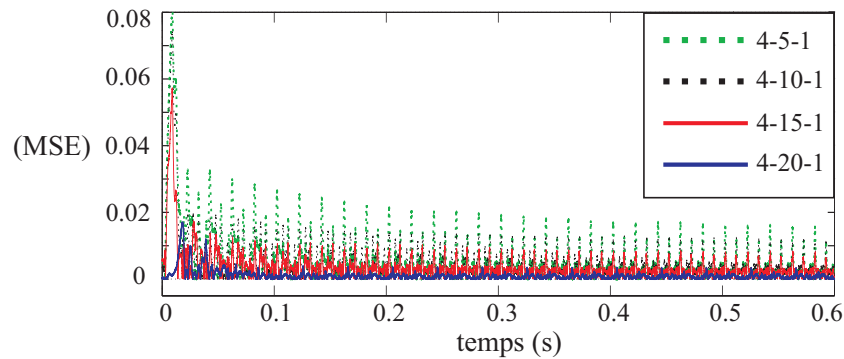


Figure 1.16 – MSE pour un nombre différent de neurones dans la couche cachée (modèle direct) (simulation)

Tableau 1.1 – Performance de différentes structures neuronales d'identification directe (simulation)

Configuration du RN	4-5-1	4-10-1	4-15-1	4-20-1
MSE (apprentissage) ( $A^2$ )	6.4e-3	5.4e-3	3.8e-3	1e-3
MSE (validation) ( $A^2$ )	3.8e-3	3.5e-3	2.7e-3	0.98e-3

Tableau 1.2 – Performance de différentes structures neuronales d'identification inverse (simulation)

Configuration du RN	4-5-1	4-10-1	4-15-1	4-20-1
MSE (apprentissage) ( $A^2$ )	2.2e-3	1.4e-3	1.1e-3	0.9e-3
MSE (validation) ( $A^2$ )	0.4e-3	0.5e-3	0.4e-3	0.3e-3

résultats. Les signaux estimés se confondent avec le signal désiré  $x$ . Cette configuration réduite du réseau de neurones est compatible pour une implémentation réelle. Des résultats chiffrés sont montrés dans le tableau 1.2.

Pour valider expérimentalement ce travail, la section suivante présente des résultats d'identification neuronale d'un onduleur et d'un filtre de sortie à l'aide d'une plate-forme de tests.

### 1.3.1.1 Identification neuronale d'un système composé d'un onduleur et d'un filtre de sortie : résultats expérimentaux

Des essais expérimentaux ont été effectués pour illustrer les performances de l'identification basée sur les deux stratégies neuronales précédentes. Les algorithmes d'identification sont implantés sur une carte dSPACE 1104. Cette carte est connectée à un PC utilise un processeur de signal numérique (Digital Signal Processor) (DSP) TMS320C31 à 40 MHz pour acquérir les mesures et fournir les signaux de commande au FAP. Le système est alimenté par le réseau triphasé et connecté à une charge non linéaire de 5 kVA.

Le circuit de puissance du FAP est un onduleur alimenté par  $V_{dc} = 40 V$  et relié à un filtre de sortie de premier ordre  $r = 3 \Omega$  et  $L = 15 mH$ . La technique de Modulation de Largeur d'Impulsion (MLI) sinusoïdale [44] est employée avec une fréquence de commutation de 30 kHz. Le système composé de l'onduleur et du filtre de sortie fonctionne dans une boucle fermée avec un régulateur de type PI ayant  $K_p = 2.5$  et  $K_i = 0.5 s^{-1}$ . Les signaux d'entrée et de sortie du système sont acquis en temps réel et utilisés pour un apprentissage en ligne avec une période d'échantillonnage de  $T_e = 0, 1 ms$ .

La tension continue d'alimentation  $V_{dc}$  aux bornes de l'onduleur de tensions (Voltage Source Inverter) (VSI) est un paramètre important du système. Idéalement, cette tension doit être maintenue à une valeur constante, bien évidemment cette valeur doit être supérieure à la tension d'alimentation du système pour pouvoir injecter les courants de référence. En réalité, cette tension oscille autour de la valeur de consigne et elle dépend de la nature de la source (batterie, panneaux solaires, éolienne ...) ainsi que de la stratégie de la commande intégrée. Nous verrons cette problématique dans le chapitre 4, section 4.2, avec plusieurs stratégies de contrôle. Vue son importance, cette tension est mesurée et utilisée comme une entrée supplémentaire du MLP.

Ici, on distingue deux appellations : configuration statique et configuration dynamique du réseau de neurones. Le réseau structuré avec une configuration statique ne contient pas de retour retardé de sa sortie dans le vecteur d'entrées du MLP tandis que le dynamique prend en compte la sortie du réseau comme une entrée supplémentaire. En effet, pour l'identification directe, le vecteur d'entrée  $\mathbf{x}_{stat}(k) = [u(k) \ u(k-1) \ u(k-2) \ V_{dc}(k)]^T$  est utilisé pour un réseau *statique*. En rajoutant une sortie retardée

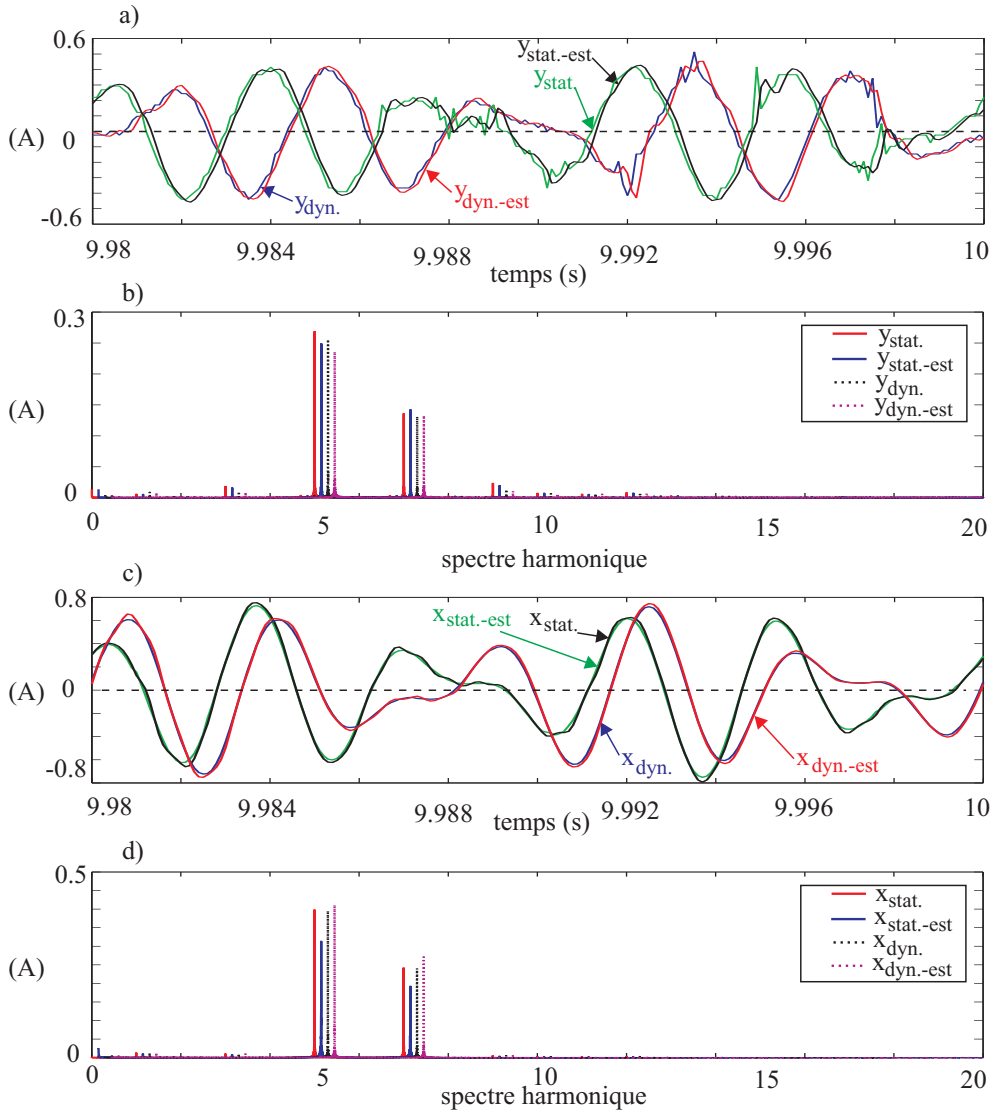


Figure 1.17 – Résultats expérimentaux avec un MLP ayant  $n_{hid.} = 5$  (pour la phase a) : a) estimation du signal  $y = i_{inj-a}$ , b) analyse spectrale du  $y$ , c) estimation du signal  $x = u$ , d) analyse spectrale du  $x$

$\hat{i}_{inj-a}(k-1)$  au vecteur d'entrée, le réseau MLP devient *dynamique* et prend en entrée :  $\mathbf{x}_{dyn}(k) = [u(k) \ u(k-1) \ u(k-2) \ V_{dc}(k) \ \hat{i}_{inj-a}(k-1)]^T$ . De même pour l'identification du modèle inverse où le signal  $u(k)$  est remplacé par  $y(k) = \hat{i}_{inj-a}(k)$ .

Les résultats de l'apprentissage direct sont donnés dans le tableau 1.3. Ce tableau montre les valeurs moyennes de l'Erreur Quadratique Moyenne d'Apprentissage (EQMA) pour un nombre différent de neurones dans la couche cachée  $n_{hid.} = 5, 8, 10$  et  $12$ . En fait, la tension  $V_{dc}$  est un signal carré de période 2.2 s et d'amplitude minimale de 40 V et maximale de 50 V. Même si  $V_{dc}$  oscille, l'identificateur neuronal est capable d'assurer une bonne poursuite de la sortie du système. Cela est vérifié dans les figure 1.17 a) et 1.17 b) qui montrent la sortie du MLP ( $y(k) = \hat{i}_{inj-a}(k)$ ) avec  $n_{hid.} = 5$  et son spectre fréquentiel. Le courant estimé par le MLP est très proche au courant mesuré, de même le MLP dynamique est plus précis que le MLP statique. Le modèle inverse a été également évalué dans cette étude. Les résultats de l'estimation de la commande  $u$  (modèle inverse) sont présentés dans le tableau 1.4, pour un nombre de neurones dans la couche cachée de 5 puis de 8. La tension  $V_{dc}$  est la même que celle de l'essai précédent. Les figure 1.17 c) et 1.17 d) révèlent respectivement la sortie du MLP (le signal

Tableau 1.3 – Performance des différentes structures neuronales pour l'identification directe (Expérimentation)

$n_{hid.}$	5		8		10	12
RN	statique	dynamique	statique	dynamique	statique	statique
EQMA (A)	1.39e-4	0.387e-4	1.34e-4	0.51e-4	1.23e-4	1.34e-4

Tableau 1.4 – Performance des différentes structures neuronales pour l'identification inverse (Expérimentation)

$n_{hid.}$	5		8	
RN	statique	dynamique	statique	dynamique
EQMA (A)	1.08e-4	0.83e-4	0.86e-4	0.79e-4

de commande  $x(k) = u(k)$  pour la phase  $a$ ) et son spectre fréquentiel. On constate que le signal de commande est retrouvé à partir du signal  $y(k) = i_{inj-a}(k)$  avec seulement 5 neurones dans la couche cachée du RN, qu'il soit dynamique ou statique. De plus, les harmoniques sont bien représentés par l'estimateur neuronal.

### 1.3.2 Commande de système par réseaux de neurones

Dans la littérature, il existe des méthodes de commande basées sur des mesures, des observateurs de paramètres du système en présence de perturbations externes ou des changements de variables internes. La commande basée sur des techniques neuromimétiques a sa place parmi les méthodes de commande dites « *intelligentes* » appliquées aux systèmes dynamiques et complexes. Selon [27], une commande dite intelligente est une commande qui peut s'adapter en fonction des changements de situation ou de configuration, et qui est capable de prendre en compte des phénomènes imprévus.

Le RN, avec ses capacités d'apprentissage et d'adaptation, avec sa parcimonie et ses performances est une solution très prisée. En effet, le contrôleur neuronal est capable de générer une sortie appropriée pour une entrée qu'il n'a pas déjà vue dans les exemples d'apprentissage. Ceci est possible grâce à sa capacité de généralisation (section 1.1.1). Des changements complexes imprévisibles et des fortes non-linéarités du système peuvent être compensés en utilisant des modèles « *connexionnistes* ».

Dans les sections suivantes, nous allons détailler et discuter des schémas de commande neuronaux utilisés dans notre application du FAP.

#### 1.3.2.1 Commande directe par modèle inverse

La commande directe est basée sur l'apprentissage du modèle inverse du système à commander. Si le modèle est inversible, il est possible de concevoir un contrôleur en mettant ce modèle inverse en série avec le système. Dans le cas idéal, la fonction de transfert  $G(.) = \hat{f}^{-1}(.) \cdot f(.) = 1$ , et nous pouvons travailler en boucle ouverte. En réalité, l'estimation du modèle inverse est imparfaite et des erreurs apparaissent. Pour cette raison, nous ajoutons un correcteur classique proportionnel en parallèle avec le modèle inverse illustré par la figure 1.18. Le système de commande de la boucle fermée utilise la sortie du processus  $y$  pour calculer l'erreur  $e = y_{ref} - y$ , où  $y_{ref}$  est le signal de référence fourni par une source externe. L'action de commande  $u_1$  donnée par le modèle neuronal inverse estimé, force la sortie  $y$  du système suivant sa consigne  $y_{ref}$ . L'action de commande auxiliaire  $u_2$  fournie par le contrôleur classique sert

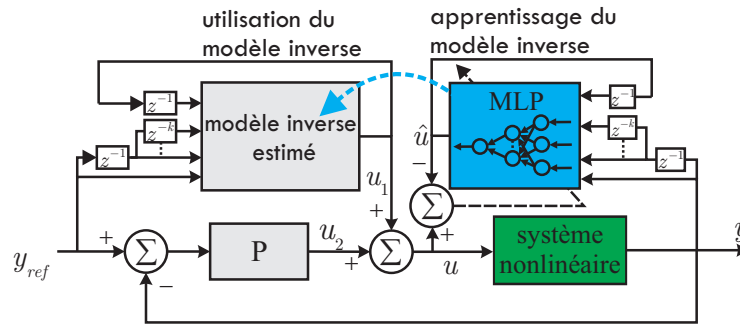


Figure 1.18 – Commande directe d'un système

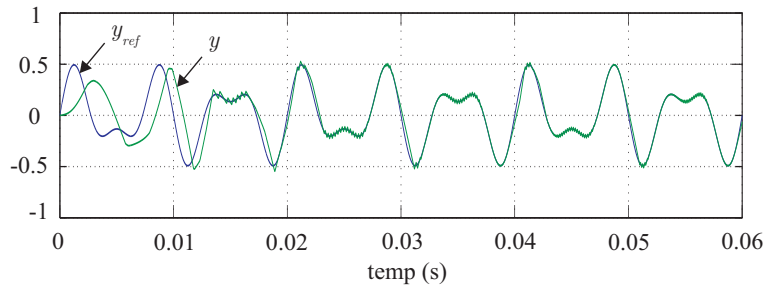


Figure 1.19 – Résultat d'une commande directe neuronale d'un système du premier ordre (simulation).

à compenser les imperfections de l'estimation inverse du système. Pour renforcer les performances, il est possible d'utiliser la sortie du correcteur  $u_2$  comme un signal d'apprentissage supplémentaire. L'apprentissage du RN se fera en ligne. La figure 1.19 montre le résultat de simulation de cette approche. Il s'agit d'un système du premier ordre avec une constante de temps  $\tau = 1$  ms et un gain de 10. Au regard de la constante de temps (et de la fréquence d'échantillonnage de 100 kHz), on utilise un réseau de neurones ayant 4 entrées ( $\mathbf{x} = [y(k) \quad y(k-1) \quad y(k-2) \quad \hat{u}(k-1)]^T$ ), 5 neurones dans la couche cachée et 1 sortie ( $u(k)$ ). Un pré-apprentissage est réalisé avant d'introduire le contrôleur classique de gain  $K_p$  en parallèle. On peut observer qu'après une dizaine de millisecondes, la sortie du système,  $y$ , atteint le régime permanent où la performance de la commande est justifiée. L'avantage de cette approche est le peu de calculs qu'elle nécessite en ligne.

Un modèle dynamique n'est pas toujours inversible. C'est le grand inconvénient de cette approche de commande. Il peut exister plusieurs solutions ou aucune. En effet, on peut avoir des entrées différentes pour une sortie donnée. Pour chaque entrée, on aura les poids du réseau correspondants. Finalement, on ne saura pas avec une certitude absolue, après apprentissage, si le réseau de neurones a estimé correctement le modèle inverse du système.

#### 1.3.2.2 Commande indirecte par modèle de référence

L'approche de la commande basée sur le modèle inverse estimé n'utilise pas un modèle de référence. La figure 1.20 montre un système de commande utilisant un modèle de référence (MR) représenté par une ou plusieurs équations dynamiques et résolues par un DSP en temps réel [4] [45]. Un modèle de référence inséré dans un schéma de commande impose un modèle de comportement à toute la boucle de commande. Les performances du processus de contrôle dépendent du modèle de référence.

L'erreur entre  $y$  et  $y_{ref}$  permet la mise à jour en ligne des poids du contrôleur neuronal et la sortie  $y$  du système est forcée à suivre la sortie du modèle de référence. La fonction de coût  $J = \frac{1}{2}(y_{ref} - y)^2$  et

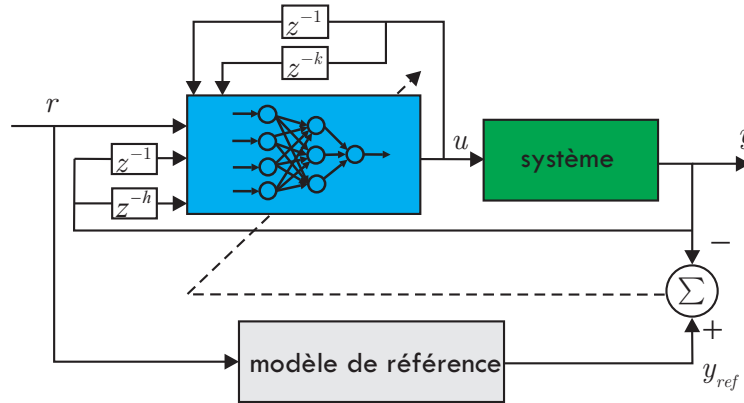


Figure 1.20 – Commande indirecte par un modèle de référence

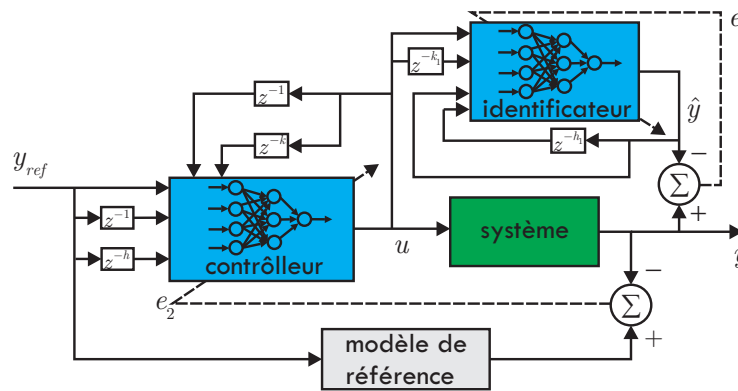


Figure 1.21 – Commande indirecte par un modèle de référence avec un RN d'identification

la dérivation de  $J$  par rapport aux poids du réseau de neurones fait intervenir le terme  $\frac{\partial u}{\partial \mathbf{w}}$  obtenu par l'algorithme de rétropropagation du contrôleur et le terme  $\frac{\partial y}{\partial u}$  représentant le comportement du système. En effet, le Jacobien du système est une quantité exprimant la variation de la sortie en fonction de la variation de l'entrée. Le calcul de cette quantité est possible en présence du modèle mathématique du système, dans le cas contraire elle est inconnue. Pour s'affranchir de cette difficulté, les auteurs de [1] [4] [15] [45] [37], ont mis en oeuvre un deuxième RN, qui par sa structure et après convergence estime le Jacobien. Ce RN peut fonctionner en ligne ou hors-ligne. L'apprentissage en ligne nécessite plus de calculs mais assure une bonne estimation si le système est soumis à des changements ou à des perturbations. Le principe de la commande est montré dans la figure 1.21. L'utilisation de deux RN augmente le nombre de calculs, ce qui est un handicap pour une implantation matérielle.

La figure 1.22 montre les résultats obtenus par la commande sur un système du premier ordre, similaire au modèle d'un onduleur triphasé dans le cas idéal. Le contrôleur neuronal obtient de bonnes performances après une dizaine de millisecondes, soit un demi cycle d'un signal à 50 Hz. Dans le régime transitoire, l'erreur obtenue par cette approche est beaucoup plus importante que celle obtenue avec l'approche basée sur le modèle inverse. Les deux réseaux de neurones (identificateur et contrôleur) ne permettent pas une bonne direction de l'adaptation des poids au début de l'apprentissage. Par contre, la commande par le modèle inverse est basée sur un contrôleur qui a effectué un pré-apprentissage.

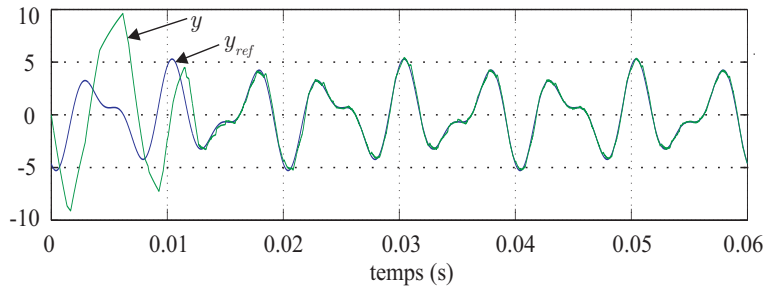


Figure 1.22 – Résultat de simulation d’une commande indirecte

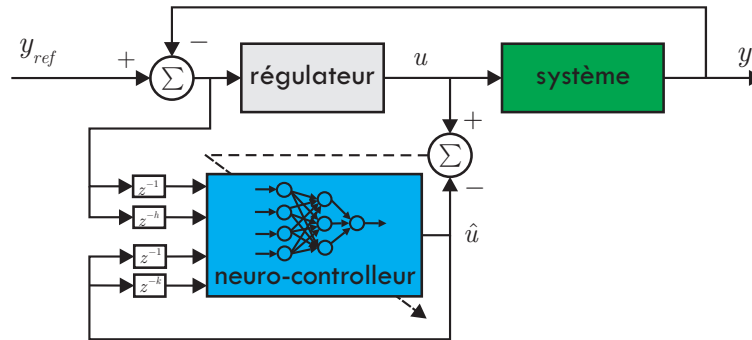


Figure 1.23 – Emulation d’un correcteur

### 1.3.2.3 Émuler un régulateur

Nous avons déjà vu dans la partie précédente qu’un réseau de neurones est capable d’identifier un système dynamique. Les contrôleurs (PID, RST ou par logique floue, etc.) sont aussi des systèmes dynamiques. Un réseau de neurones peut remplacer ces correcteurs après les avoir appris. La figure 1.23 montre comment fonctionne cette approche. Un apprentissage en ligne permet d’adapter le neuro-contrôleur à des perturbations ou à des changements internes au système. Il est à noter que le contrôleur flou sera aisément remplacé par un neuro-contrôleur qui possèdera le même relation «*entrée-sortie*» non linéaire. Un contrôleur neuro-flou a également été proposé pour exploiter la capacité d’apprentissage du réseau de neurones afin d’affiner les paramètres des fonctions d’appartenance du système flou [45] [37]. Nous verrons dans le chapitre 4, la section 4.4.3 les détails concernant ce type de contrôleur.

La figure 1.24 montre l’émulation d’une commande par logique floue avec un MLP qui comporte 4 neurones en entrées, 10 neurones dans la couche cachée et un neurone en sortie. Le vecteur d’entrée du MLP se compose de  $\mathbf{x} = [y_{ref}(k) \quad y_{ref}(k-1) \quad y(k-1) \quad \hat{u}(k-1)]^T$ . Le résultat montré dans la figure 1.24 est obtenu par plusieurs apprentissages et il n’est présenté que pour le régime permanent.

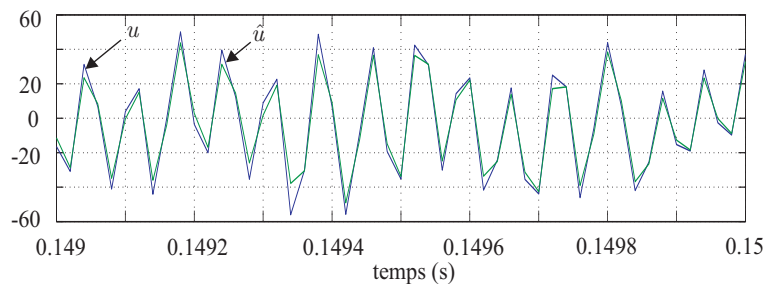


Figure 1.24 – Résultat de l’émulation d’un contrôleur flou par un MLP (simulation)

Le signal estimé  $\hat{u}$  est proche du signal  $u$ . Le MLP peut à ce moment remplacer le contrôleur flou et continuer à travailler en ligne pour maintenir la sortie du système à une valeur désirée.

## **1.4 Conclusion**

Il existe encore d'autres types de réseaux de neurones plus performants en reliant l'ensemble des modèles « *connexionnistes* » pour réaliser des tâches complexes. Dans ce chapitre, une vue globale d'un réseau linéaire ADALINE et d'un perceptron multicouche non linéaire a été présentée. Ces deux types de réseaux de neurones (l'un est linéaire et est présenté dans la section 1.2.1.1, l'autre est non linéaire et est détaillé dans la section 1.2.2), vont servir dans ce travail pour réaliser des objectifs d'identification et de commande au sein d'un filtre actif parallèle puis d'une commande d'axe à base de moteur synchrone.

Différents schémas de commande d'un système dynamique ont également été présentés. La performance de la commande par un modèle inverse du système et par un émulateur neuronal est moins appréciée que celle de la commande indirecte. En effet, le fait d'utiliser un deuxième réseau de neurones dans la boucle de commande tient compte des changements brusques de certains paramètres du processus au cours du temps. La détermination des paramètres (nombre d'entrée, nombre de neurones, règle d'apprentissage, vitesse d'apprentissage) de tous ces réseaux de neurones pour la commande dépend de la complexité du processus, dépend de la disposition des données et dépend aussi des connaissances a priori sur le système à commander. Pour un système dynamique, des retards ont été introduits en entrée pour pouvoir augmenter la capacité d'apprentissage.

L'utilisation des réseaux de neurones pour l'identification et pour la commande donne de bons résultats. Les résultats d'identification (simulation et expérimentation) d'un système réel confirment leur capacité d'apprentissage. L'utilisation de réseaux de neurones doit tenir compte de la contrainte imposée par la fréquence d'échantillonnage (implantation numérique) pour capter la dynamique d'un système.



# Systemes électriques pour la dépollution

**L**ES RÉSEAUX ÉLECTRIQUES sont des systèmes dynamiques complexes. Ils doivent faire face à des variations, parfois brusques, des tensions et des courants. Ces changements sont dus aux diverses perturbations causées par l'ensemble des charges non linéaires connectées, d'une part, et à tous les incidents divers qui peuvent survenir sur le réseau, d'autre part. Avec une utilisation croissante des composants semi conducteurs de puissance chez la plupart des utilisateurs, les réseaux électriques sont pollués par des courants harmoniques importants. Ces courants causent des effets néfastes sur le mode de fonctionnement normal du réseau ou des dispositifs raccordés, sans compter les pertes économiques engendrées.

Ce chapitre est consacré à la présentation des différents problèmes liés aux harmoniques entre autres, et il est organisé de la manière suivante : dans un premier temps nous présenterons les perturbations principales, en particulier les harmoniques de tension et de courant. Ensuite, les différents types de filtrage et les principales solutions seront évoqués pour faire face à ces perturbations.

## 2.1 Perturbations dans les réseaux électriques

### 2.1.1 Variations de tension à durée courte

Les variations de tension à durée courte sont causées par des défauts de fonctionnement ou par le démarrage simultané d'un grand nombre de charges électriques. Les défauts peuvent augmenter ou atténuer l'amplitude de la tension ou bien complètement la réduire à zéro pendant une certaine durée. La durée de ces variations est inférieure à 3 minutes.

#### 2.1.1.1 Atténuation et augmentation de la tension

Une atténuation de la tension correspond à une variation de 10% à 90% de la tension nominale et elle peut durer d'une demie période à 1 minute selon la norme IEEE 1159-1995 et jusqu'à 3mn selon la norme EN-50160 comme le montre le tableau 2.2. Le défaut d'opération des interrupteurs ou bien le démarrage d'une charge importante peut causer ce phénomène. Selon la norme IEEE 1159-1995, une

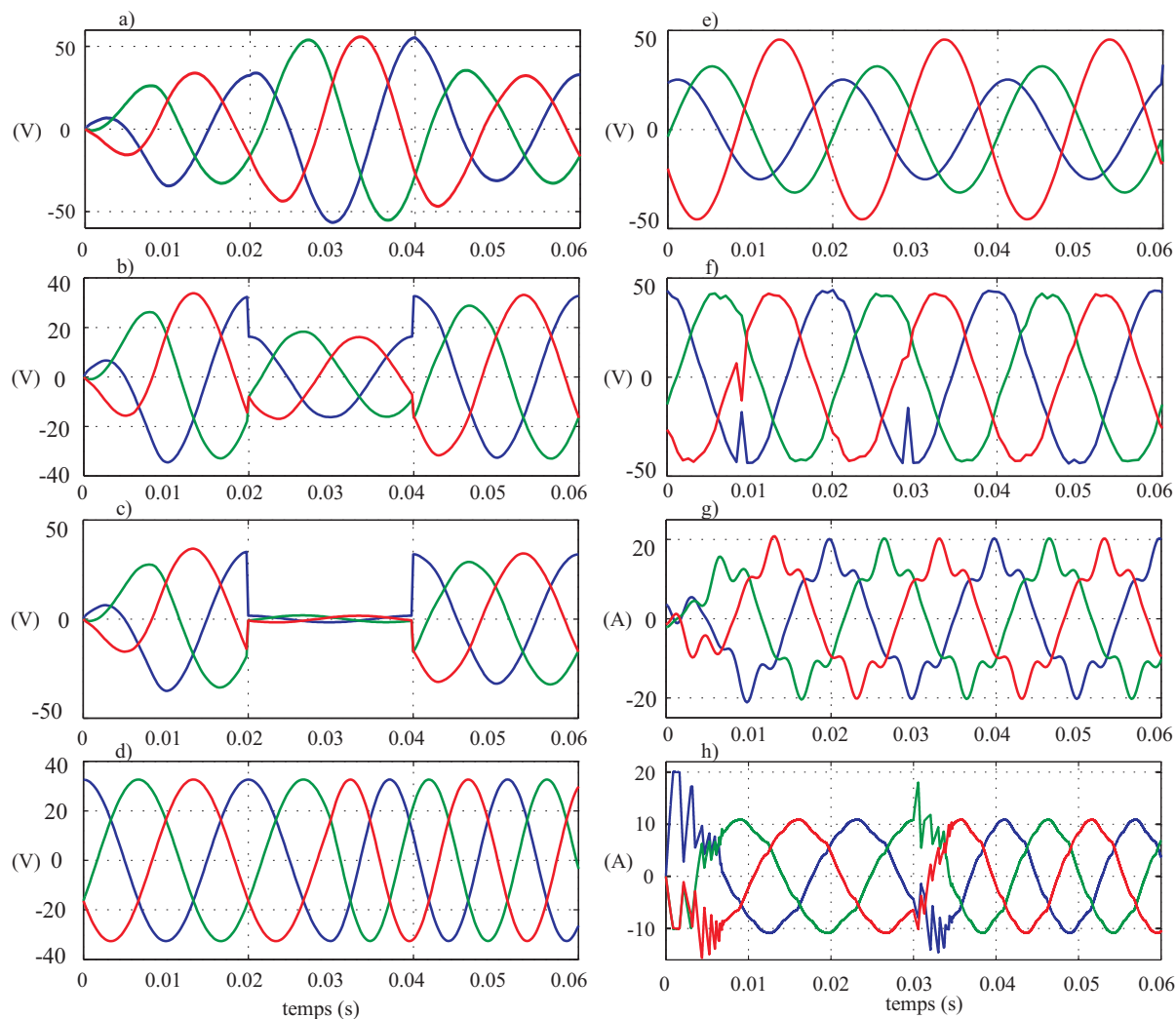


Figure 2.1 – Evénements les plus répandus dans les réseaux électriques : a) augmentation de tension ; b) atténuation de tension ; c) coupure de tension ; d) variation de la fréquence ; e) système déséquilibré ; f) creux de tension ; g) harmoniques ; h) phénomène transitoire

augmentation de tension est définie lorsque l’amplitude de tension est supérieure à la tension nominale (de 110% à 180%). Ce phénomène est causé par l’arrêt d’un grand nombre de charges ou de capacités (*Capacitor energizing*) et il peut durer d’une demi-période à 1 minute.

### 2.1.1.2 Coupure de tension

Une coupure de tension apparaît quand la tension de charge baisse à moins de 10% de la tension nominale sur une période sans dépasser 1 minute. L’interruption de la tension peut être causée par des défauts du système électrique (court circuit sur les lignes de distribution ou dans les bobinages statoriques d’un générateur, etc.), des défauts des équipements connectés au réseau et des commandes mal conçues. La coupure est caractérisée par la durée sur laquelle l’amplitude de tension est inférieure à 10% de la tension nominale.

### 2.1.2 Phénomène transitoire

Le phénomène transitoire est un des phénomènes parmi les plus importants dans l'analyse de la qualité d'un système électrique. Ce phénomène peut dégrader de manière transitoire le fonctionnement des équipements par des variations rapides. Ce phénomène est caractérisé par le temps de montée (*rise time*) et le temps de réponse (*response time*). Dans le réseau de distribution, la plupart des phénomènes transitoires sont causés par l'utilisation d'éclairage, de condensateurs stimulés (*capacitor switching*) et par des commutations de charges (le démarrage des moteurs par exemple), etc.

### 2.1.3 Variation de la fréquence

Une variation sensible de la fréquence du réseau peut apparaître sur les réseaux des utilisateurs non interconnectés ou alimentés par une source autonome (thermique, solaire, etc.). Dans le réseau de distribution (plutôt en hydroélectricité), cette variation de fréquence est très rare et n'est présentée que lors de conditions exceptionnelles, comme dans le cas de certains défauts graves sur le réseau (problème de turbine, etc.). Dans les conditions normales d'exploitation, la fréquence fondamentale doit être comprise dans l'intervalle de  $50 \text{ Hz} \pm 1\%$

### 2.1.4 Déséquilibre du système triphasé

Un système triphasé déséquilibré est un système dont les courants ou les tensions ne sont pas identiques au niveau de l'amplitude ou lorsqu'ils ne sont pas décalés de  $120^\circ$  entre chaque phase. Dans la situation idéale, le système triphasé est équilibré avec des charges identiques. En réalité, les charges ne sont pas identiques et de plus, des événements peuvent survenir sur les lignes de distribution (la coupure d'une phase, le court-circuit...). Une étude détaillée sera faite dans le chapitre 4 pour analyser ce problème avec la détection des composantes symétriques (directe, inverse et homopolaire).

### 2.1.5 Creux de tension

Les creux de tension sont des perturbations périodiques. Elles sont causées par les commutations normales des transistors (à l'instant de la commutation du courant d'une phase vers l'autre). Les creux de tension sont aussi dus aux démarrages des grosses charges électriques comme les moteurs, les ascenseurs, l'éclairage, le chauffage, etc. Ce phénomène provoque un mauvais fonctionnement des dispositifs de protection et des pannes intempestives.

### 2.1.6 Harmoniques et interharmoniques

Les harmoniques sont des tensions ou des courants sinusoïdaux ayant des fréquences multiples de nombres entiers de la fréquence fondamentale (habituellement 50 Hz en Europe ou 60 Hz aux États-Unis) à laquelle le circuit d'alimentation est conçu pour fonctionner. Les formes d'onde périodique quelconques peuvent être décomposées en la somme de la fréquence fondamentale et des harmoniques. Les harmoniques proviennent des caractéristiques non linéaires des dispositifs et des charges connectés sur le système d'alimentation. Le niveau de déformation harmonique est décrit par le spectre harmonique complet avec les amplitudes de chaque composante harmonique individuelle. Le Taux de Distorsion

Tableau 2.1 – Norme EN 50106 comparé à d'autres normes

No	Paramètre	Norme EN 50160 (chez fournisseur)	Norme EN 61000 (utilisateur)	
			EN 61000 – 2 – 2	Autres
1	Fréquence	BT, MT : valeur moyenne mesurée sur 10s $\pm$ 1% (49.5 – 50.5 Hz) pour 99.5 % de la semaine –6% +4% (47 – 52 Hz) pour 100% de la semaine	2%	
2	Variation de l'amplitude de tension	BT, MT : $\pm$ 10% pour 95% de la semaine avec une mesure de la valeur moyenne RMS chaque 10 minutes		$\pm$ 10% appliqué pour 15 minutes
3	Atténuation de la tension	Majorité : durée < 1s causée par la mise en charge des charges : BT : 10%-50%, MT : 10%-15%		30%(10ms), 60%(100ms) (EN 61000 – 6 – 1, 6 – 2); 60%(1000ms) (EN 61000 – 6 – 2)
4	Coupure brève	BT, MT : jusqu'au 3 minutes, 70% de la coupure brève < 1s		95% réduction pour 5s (EN 61000 – 6 – 1, 6 – 2)
5	Coupure longue	BT, MT : > 3 minutes, < 10 – 50 fois par ans		
6	Surtension transitoire	BT : généralement < 6 kV, temps de montée : quelques ms – $\mu$ s		$\pm$ 2 kV, phase-terre, $\pm$ 1 kV, phase-neutre
7	Déséquilibre de tension	BT, MT : jusqu'au 2% pour 95% de la semaine, valeur RMS moyenne chaque 10 minutes, jusqu'au 3% pour certaines locations	2%	2% (IEC 61000 – 2 – 12)
8	Harmoniques de tension	Voir le tableau 2.2	6% <sup>1</sup> -5% <sup>5</sup> ; 5% <sup>5</sup> -7% <sup>7</sup> ; 3.5% <sup>11</sup> -11% <sup>11</sup> ; 3% <sup>13</sup> -13% <sup>13</sup> ; THD<8%	5% <sup>3</sup> -3% <sup>5</sup> ; 6% <sup>5</sup> -5% <sup>5</sup> ; 5% <sup>7</sup> -7% <sup>7</sup> ; 1.5% <sup>9</sup> -9% <sup>9</sup> ; 3.5% <sup>11</sup> -11% <sup>11</sup> ; 3% <sup>13</sup> -13% <sup>13</sup> ; 0.3% <sup>15</sup> -15% <sup>15</sup> ; 2% <sup>17</sup> -17% <sup>17</sup> (EN 61000 – 3 – 2)
9	Interharmoniques de tension	BT, MT : sous la considération	0.2%	

## 2.1 Perturbations dans les réseaux électriques

Tableau 2.2 – Harmoniques de tension selon la norme EN 50160

Harmoniques impaires				Harmoniques paires	
$h = 6k \pm 1$ avec $k = 1, 2, \dots, m$		$h = 3k$		$h = 2k$	
$h$	$V_h/V_{h1}(\%)$	$h$	$V_h/V_{h1}(\%)$	$h$	$V_h/V_{h1}(\%)$
5	6	3	5	2	2
7	5	9	1.5	4	1
11	3.5	15	0.5	6-24	0.5
13	3	21	0.5		
17	2				
19	1.5				
23	1.5				
25	1.5				

Tableau 2.3 – Harmoniques de courant pour certains types de charge [46]

Rang harmonique	Fluorescent (%)	Six-pulse DC Drive (%)	Six-pulse AC Drive %	Pont de diode monophasé %
1	100	100	100	100
3	12.6	1.20	1.10	73.2
5	1.80	33.6	82.8	36.6
7	0.70	8.60	77.5	8.10
9	0.50	0.40	7.60	5.70
11	0.20	8.70	46.3	4.10
13	0.20	1.20	41.2	2.90
15	0.10	0.30	5.70	0.80

Harmonique (THD) est une mesure permettant de quantifier le pourcentage de la déformation de l'onde de courant causé par les harmoniques.

Le tableau 2.3 et la figure 2.2 donnent un exemple de courants harmoniques produits par certain type de charge. La figure 2.2 a) donne le courant côté alternatif (AC) d'un pont de diode pour une charge  $R$  et  $L$ . Ce type de charge est utilisé dans les redressements monophasés pour une diversité d'application ayant besoin d'une source de courant continu comme un moteur à courant continu, l'excitation d'une génératrice synchrone, etc.

La figure 2.2 b) montre le courant côté alternatif d'un redresseur monophasé à suivre d'un montage à condensateur en tête. C'est une solution d'alimentation économique qui n'est pas affectée par des changements majeurs de la tension de la source. Pour cette raison, la plupart des équipements électroniques récents utilisent cette configuration pour alimenter le circuit (lampe à ballast électronique, ordinateur, fax, imprimante, climatiseur à vitesse variable, télévision, etc.) [46]. En dehors de ses avantages, ce type de montage crée un THD de courant important.

Des courants côté alternatif d'un convertisseur alternatif/continu (AC/DC) triphasé sont montrés dans la figure 2.2 c). Cette structure est souvent utilisée pour des variateurs de vitesse. Des harmoniques d'ordre  $6k \pm 1$  de courant générés côté source alternative peuvent créer des effets néfastes (section 2.1.6.2). Dans le cas où l'inductance de charge est assez grande (le courant côté continu est constant) et le phénomène d'empiètement est négligé, ces courants sont des créneaux. Dans les conditions normales (présentées dans la figure 2.2 c)), les harmoniques peuvent être décomposées, comme le montre

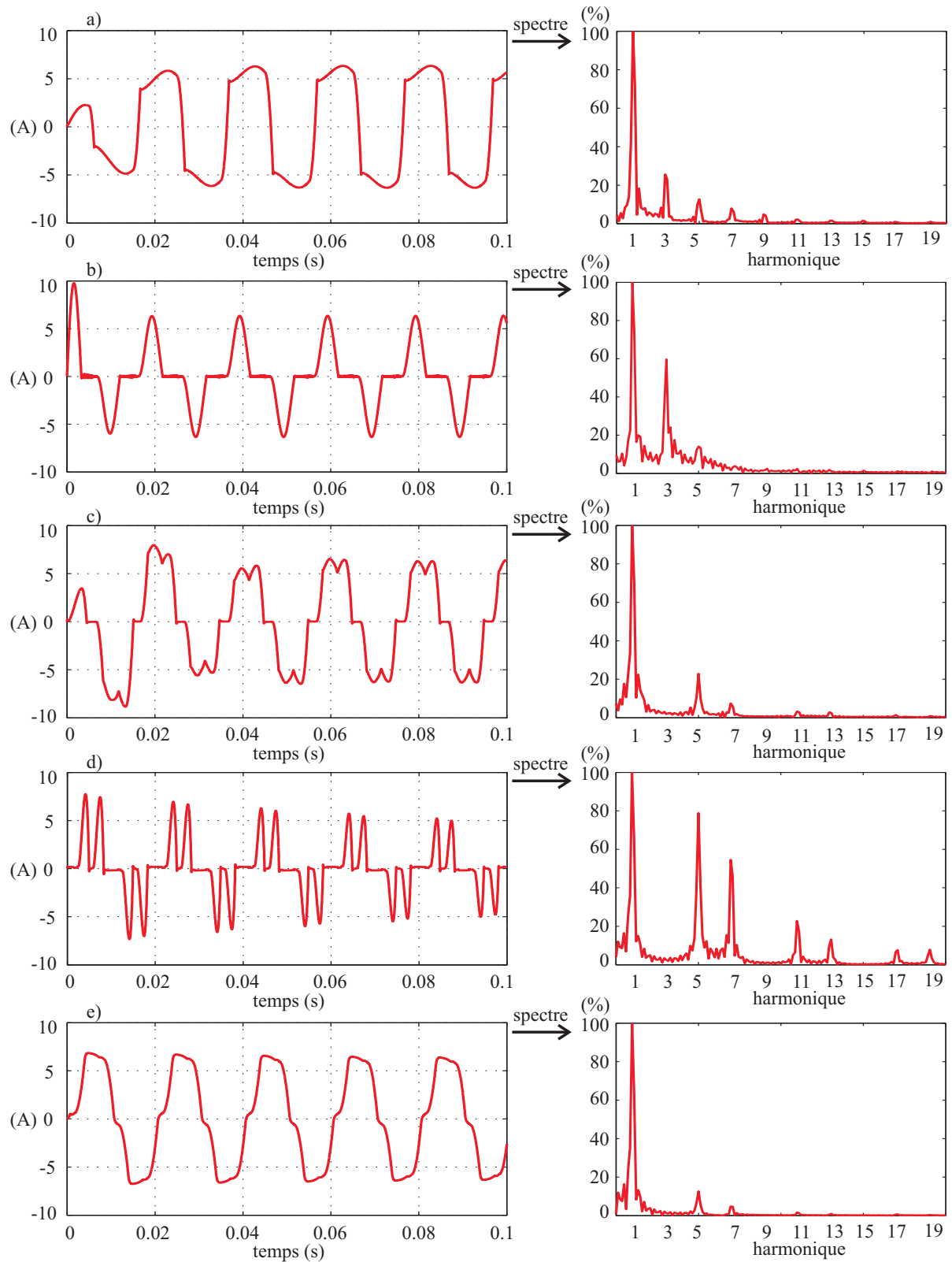


Figure 2.2 – a) Pont de diodes monophasé, charge R, L ; b) comme a) avec une charge R, C ; c) Pont de diodes/Thyristors triphasé, charge R,L ; d) comme c) charge R,C ; e) comme d), charge qui est une source de courant continu parfaite

## 2.1 Perturbations dans les réseaux électriques

Tableau 2.4 – Extrait de la norme IEEE 519-1992 sur des harmoniques individuelles [46]

Harmoniques impaires $h(\%)$						
$I_{sc}/I_1$	$h < 11$	$11 \leq h < 17$	$17 \leq h < 23$	$23 \leq h < 35$	$35 \leq h$	THD (%)
<20	4.00	2.00	1.50	0.60	0.30	5
20-50	7.00	3.50	2.50	1.00	0.50	8
50-100	10.0	4.50	4.00	1.50	0.70	12
100-1000	12.0	5.50	5.00	2.00	1.00	15
>1000	15.0	7.00	6.00	2.50	1.40	20

l'expression suivante [46] :

$$I_h = I_c \frac{2\sqrt{2}}{\pi} \left[ \frac{\sin\left(\frac{h\pi}{3}\right) \sin\left(\frac{h\mu}{2}\right)}{h^2 \frac{\mu}{2}} + \frac{r_c g_h \cos\left(\frac{h\pi}{6}\right)}{1 - \sin\left(\frac{\pi}{3} + \frac{\mu}{2}\right)} \right] \quad (2.1)$$

avec :

$$g_h = \frac{\sin\left[(h+1)\left(\frac{\pi}{6} - \frac{\mu}{2}\right)\right]}{h+1} + \frac{\sin\left[(h-1)\left(\frac{\pi}{6} - \frac{\mu}{2}\right)\right]}{h-1} - \frac{2 \sin\left[h\left(\frac{\pi}{6} - \frac{\mu}{2}\right)\right] \sin\left(\frac{\pi}{3} + \frac{\mu}{2}\right)}{h} \quad (2.2)$$

$I_c$  est la valeur du courant continu à la fin de commutation,  $r_c$ , l'oscillation du courant, est déterminé par  $r_c = \frac{\Delta i}{I_c}$  ( $\Delta i$  est l'amplitude d'oscillation du courant) autour de la valeur  $I_c$ .  $\nu$  est la durée où le phénomène d'empiètement apparaît. Si les impédances du réseau triphasé sont déséquilibrées ou les signaux de commande ne fonctionnent pas symétriquement, par conséquent des commutations des transistors ne sont pas correctes et des harmoniques non-caractérisées sont produites. Des valeurs de ces harmoniques peuvent être faibles mais l'interaction entre eux (résonance) peut causer des problèmes. Des moteurs à courant continu et des moteurs synchrones à vitesse variable, des fours à induction sont les charges utilisant ce type de convertisseur.

La figure 2.2 d) donne une représentation des courants côté alternatif d'un convertisseur à MLI pour entraînement. Un redresseur par diode et un condensateur utilisé côté continu baissent brutalement le facteur de puissance et créent une discontinuité (de 30% à 50% de la charge nominale). Le courant ne peut circuler lorsque la tension des diodes (sur une branche) de convertisseur est plus grande que celle sur le condensateur. Ce cas est similaire à la charge montrée dans la figure 2.2 b) sauf que c'est un système triphasé avec des harmoniques élevés d'ordre 5 et 7. Quand la charge augmente, les courants du côté source deviennent continus. Le système de convertisseur-machine asynchrone à vitesse variable utilise ce type de redresseur. La figure 2.2 e) présente un redresseur triphasé alternatif/continu avec un courant continu parfait demandé côté continu, par exemple des machines à souder.

Le tableau 2.4<sup>A</sup> présente la limitation des courants harmoniques à respecter la norme IEEE 519-1992.

Les tensions ou courants ayant des composantes de fréquence qui ne sont pas des multiples de nombres entiers de la fréquence fondamentale sont appelés « *les interharmoniques* ». Ils peuvent apparaître en tant que fréquences discrètes ou comme des spectres à large bande. Les interharmoniques peuvent être trouvés dans les réseaux de toutes les classes de tension (en basse et haute tension). Les

A. Remarque : Limite des courants harmoniques des charges non linéaire connectées aux réseaux au point de raccordement pour une plage de tension variant entre 0.24 - 69 kV.  $I_{sc}$  est l'intensité maximale du courant du court-circuit au point de raccordement.  $I_1$  est l'intensité du courant fondamental maximal de la charge. Les harmoniques paires sont limités à 25% des harmoniques impaires cités au-dessus

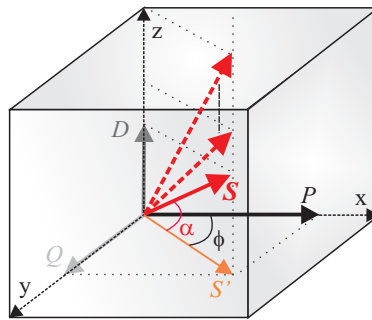


Figure 2.3 – Représentation des puissances par les coordonnées

sources principales de la déformation interharmonique de forme d'onde sont les convertisseurs statiques de fréquence, les multi-convertisseurs, les fours à induction, et les dispositifs à arc électrique, etc. Les courants harmoniques et interharmoniques présents dans les réseaux électriques sont une menace pour les réseaux eux-mêmes et les équipements qui sont raccordés. Leur élimination devient impérative. Les sources qui les induisent sont diverses comme nous venons de le dire plus haut. Afin de les limiter, en partie, les fabricants d'équipements prennent en compte cet aspect dans la conception de leurs appareils.

### 2.1.6.1 Le taux de distorsion harmonique

Le THD est formulé par :

$$\text{THD} = \frac{\sqrt{\sum_{n=2}^N I_{cn}^2}}{I_{c1}} \quad (2.3)$$

avec  $I_{c1}$  la valeur efficace du courant fondamental et  $I_{cn}$  les valeurs efficaces des courants harmoniques. Il faut remarquer ici que dans le domaine fréquentiel, généralement, les harmoniques sont identifiés jusqu'à 2500 Hz, ce qui correspond aux harmoniques de rang 50.

#### a. Le facteur de puissance

Avec la présence des harmoniques dans le courant, outre la puissance active  $P$  et la puissance réactive  $Q$ , la puissance apparente  $S$ , il y a la « puissance déformante »  $D$  qui est donnée par la relation suivante :

$$S = \sqrt{P^2 + Q^2 + D^2} = \sqrt{S'^2 + D^2} \quad (2.4)$$

La puissance déformante  $D$  est due aux courants harmoniques. Une représentation de ces puissances peut être illustrée par la figure 2.3 [47]. Nous voyons que dans le cas d'une charge linéaire, la puissance apparente  $S'$  se situe dans un même plan horizontal que la puissance active  $P$  et la puissance réactive  $Q$  mais dès que les harmoniques apparaissent, la puissance apparente  $S$  est placée dans un autre plan vertical. Pour mesurer la qualité d'un signal électrique, une des grandeurs importantes est « le facteur de puissance »  $f_P$  qui est égal au quotient de la puissance active  $P$  par la puissance apparente  $S$  :

$$f_P = \frac{P}{S} = \frac{P}{\sqrt{P^2 + Q^2 + D^2}} \quad (2.5)$$

Si  $D = 0$  et  $Q = 0$  alors  $f_P = 1$ , c'est le cas souhaité pour la distribution de l'énergie électrique. Pour « le facteur de déphasage »  $\cos\phi$  qui représente le cosinus de l'angle entre la tension fondamentale et le



## 2.1 Perturbations dans les réseaux électriques

---

courant fondamental :

$$\cos \phi = \frac{P}{S'} \quad (2.6)$$

avec

- $P$  : puissance active de la composante fondamentale
- $S'$  : puissance apparente de la composante fondamentale

Pour une charge linéaire, nous avons un facteur de puissance égal au facteur de déphasage :

$$f_P = \cos \phi \quad (2.7)$$

Mais en présence d'harmoniques de courant, le facteur de puissance est lié au facteur de déphasage par la relation suivante :

$$f_P = \cos \alpha \cdot \cos \phi = \cos \phi \cdot f_D \quad (2.8)$$

$f_D$  facteur de déformation représentant le degré de distorsion de la charge. Nous pouvons exprimer  $f_D$  par la relation suivante :

$$f_D = \frac{S'}{S} = \cos \alpha \quad (2.9)$$

### 2.1.6.2 Les effets indésirables causés par les harmoniques

Les tensions et courants superposés à l'onde fondamentale conjuguent leurs effets sur les appareils et les équipements utilisés. Ces grandeurs harmoniques ont des effets différents selon les récepteurs rencontrés.

#### a. Effets instantanés

C'est le cas des événements à durée courte qui peuvent instantanément affecter les installations électriques.

**perte d'exploitation** Sur les systèmes électroniques, les tensions harmoniques peuvent perturber les dispositifs de régulation. Elles peuvent influencer les liaisons et les équipements « *courants faibles* », entraînant des pertes d'exploitation. Les compteurs d'énergie présentent des erreurs supplémentaires en présence d'harmoniques : par exemple un compteur classe 2 donnera une erreur supplémentaire de 0,003 avec un taux de 0,05 d'harmonique 5 sur le courant et la tension [47]. Les récepteurs de télécommande centralisée à fréquence musicale utilisée par les distributeurs d'énergie peuvent être perturbés par des tensions harmoniques de fréquence voisine de celle utilisée par le système.

**vibrations et bruits** Par les efforts électrodynamiques proportionnels aux courants instantanés, les courants harmoniques génèrent des vibrations, des bruits acoustiques, surtout dans les circuits magnétiques (transformateurs, inductances). Des couples antagonistes, dus aux champs tournants harmoniques, donneront des vibrations dans les machines tournantes. Ils peuvent entraîner une usure ou une destruction du matériel.

**perturbations induites à courants faibles** Des perturbations surviennent lorsqu'une ligne à courants faibles (téléphone, contrôle-commande) chemine le long d'une canalisation de distribution électrique avec courants et tensions déformés.

### b. Effets à long terme

**condensateurs** Il y a risque de résonance avec le circuit amont (inductance du réseau), suite à la circulation de certains rangs harmoniques. Ce phénomène peut entraîner un facteur d'amplification du courant dans le condensateur provoquant sa surcharge et pouvant conduire à son claquage.

**transformateurs et machines** Des échauffements dus aux pertes supplémentaires des machines et des transformateurs peut apparaître. Des pertes supplémentaires dans les machines, dans leur stator (cuivre et fer) et principalement dans leurs circuits rotoriques (cages, amortisseurs, circuits magnétiques) en raison des différences importantes de vitesses entre les champs tournants harmoniques et le rotor. Des pertes supplémentaires dans les transformateurs dues à l'effet de peau (augmentation de la résistance du cuivre avec la fréquence), à l'hystérésis et aux courants de Foucault (dans le circuit magnétique).

**câbles et équipements** Un échauffement des câbles et des équipements peut être constaté. Les pertes des câbles traversés par des courants harmoniques entraînent une élévation de la température. On peut citer d'autres pertes :

- l'élévation de la résistance avec la fréquence, phénomène dû à l'effet de peau.
- l'élévation des pertes diélectriques dans l'isolant avec la fréquence, si le câble est soumis à une distorsion de tension non négligeable.

D'une façon générale, tous les équipements soumis à des tensions ou traversés par des courants harmoniques verront leurs pertes s'accroître et devront faire l'objet de déclassements éventuels.

## 2.2 Solutions de dépollution dans les réseaux électriques

Dans la section précédente, nous avons cité d'une manière générale les problèmes liés aux réseaux électriques ainsi que leurs effets néfastes. Pour résoudre ces problèmes, des solutions sont proposées. Un restaurateur dynamique de tension (Dynamic Voltage Restorer) (DVR) peut être connecté en série à la charge pour générer la partie manquante de la tension atténuée de la source. Si la tension baisse à 70% de sa valeur nominale, le DVR compense les 30% restants. Le DVR est constitué de condensateurs ou d'autres systèmes de stockage d'énergie (batterie...). Il est généralement utilisé pour des variations à courte durée et ne peut pas être utilisé pour la compensation des sur-tensions ou sous-tensions à long terme. Pour supprimer l'harmonique de rang  $3k$  côté fournisseur, un transformateur étoile/triangle est placé en amont de la charge (la charge est connectée en étoile). Les harmoniques  $3k$  circulent dans les enroulements (connectés en triangle) du transformateur sans se propager vers la source. Dans le cas où nous avons des charges non linéaires qui produisent non seulement les courants harmoniques de rang  $3k$ , le transformateur isolé ne permet pas d'empêcher ces courants de se propager dans le réseau électrique. Des filtres sont proposés pour résoudre ces problèmes.

### 2.2.1 Filtrage passif

La figure 2.4 montre le principe d'un filtre passif. Le filtre passif est utilisé comme un circuit ayant une impédance faible vis à vis des courants harmoniques. Le filtre peut être conçu pour un seul harmonique ou pour une bande d'harmoniques, selon la spécification. Quelques fois, il est nécessaire de concevoir un filtre plus complexe pour augmenter l'impédance en série à la fréquence de l'harmonique en question. Les courants harmoniques sont donc atténués. Un filtre-coupe bande installé sur les phases ou le neutre pourrait être une solution. Les filtres passifs présentent des avantages comme leur simplicité de conception et le faible coût de leur fabrication. Néanmoins, certains inconvénients peuvent être notés :

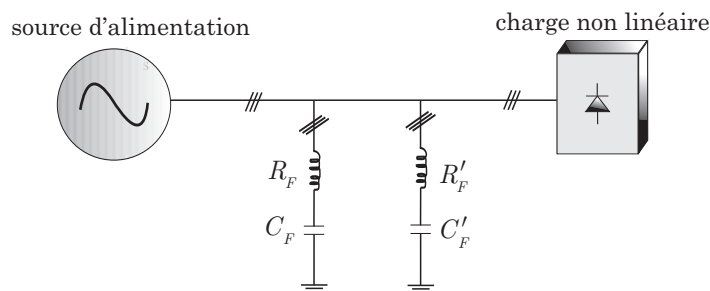


Figure 2.4 – Principe d'un filtre passif

- il est nécessaire d'avoir une connaissance approfondie de la configuration du réseau électrique,
- dans certaines circonstances, le réseau peut former un système résonant avec le filtre ; de plus, les fréquences voisines de cette fréquence de résonance sont amplifiées,
- il est constitué d'équipements volumineux,
- il est inadapté et subit des pertes d'efficacité lorsque les caractéristiques du réseau électrique évoluent,
- tous les courants (le fondamental et les harmoniques) passent à travers le filtre, il est donc obligatoire de concevoir un filtre qui tienne compte de ces courants et dans le cas où les courants harmoniques augmentent, le filtre passif pourrait être surchargé.

### 2.2.2 Filtrage actif

Pour éviter les inconvénients cités ci-dessus, une structure de filtrage appelée « *Filtre Actif* » a été conçue [48] dans les années 70. Ce type de filtrage actif est né grâce au développement des composants de l'électronique de puissance comme les thyristors « *Gate Turn-Off Thyristor (GTO)* » et les transistors « *Insulated Gate Bipolar Transistor (IGBT)* ». L'équilibre des puissances échangées entre le filtre et le réseau doit être fait de manière que le réseau fournisse une puissance instantanée constante. Les courants de charge sont mesurés puis analysés pour déterminer les courants harmoniques. Grâce à la commande des interrupteurs, les courants harmoniques produits par la charge non linéaire sont éliminés du côté source. Le filtre actif s'adapte rapidement aux changements de la charge non linéaire. Une fois que la mise en place des processus d'analyse et de génération est établie, il est possible de supprimer sélectivement certains harmoniques afin de fournir un rendement maximum et des performances supérieures. Les filtres actifs peuvent être classés suivant leur circuit de puissance, les algorithmes de détection des grandeurs harmoniques, ou les techniques de commande. Il existe plusieurs familles de filtre actif [49] [50] [51] :

- **Filtre Actif Série (FAS)** conçu pour compenser toutes les perturbations de tension comme les harmoniques, le déséquilibre et les creux de tension [52] [53].
- **Filtre Actif Parallèle (FAP)** conçu pour compenser toutes les perturbations de courant comme les harmoniques, le déséquilibre et la puissance réactive [54] [55] [22] [56] [57] [58].
- **FAS connecté en parallèle avec un filtre passif** conçu spécialement pour supprimer certains rangs harmoniques importants (3<sup>ème</sup>, 5<sup>ème</sup> ou 7<sup>ème</sup>) de courant pour le filtre passif [59] [60]. Le filtre actif série isole le filtre passif du réseau (pour éviter la résonance entre le filtre passif et l'impédance du réseau). Il permet ainsi l'amélioration de la forme des tensions.
- **FAP connecté en série avec un filtre passif** conçu spécialement pour supprimer certains rangs harmoniques importants (3<sup>ème</sup>, 5<sup>ème</sup> ou 7<sup>ème</sup>) de courant pour le filtre passif. Le filtre actif compensera les autres harmoniques et améliore la qualité du filtre passif [61] [62].

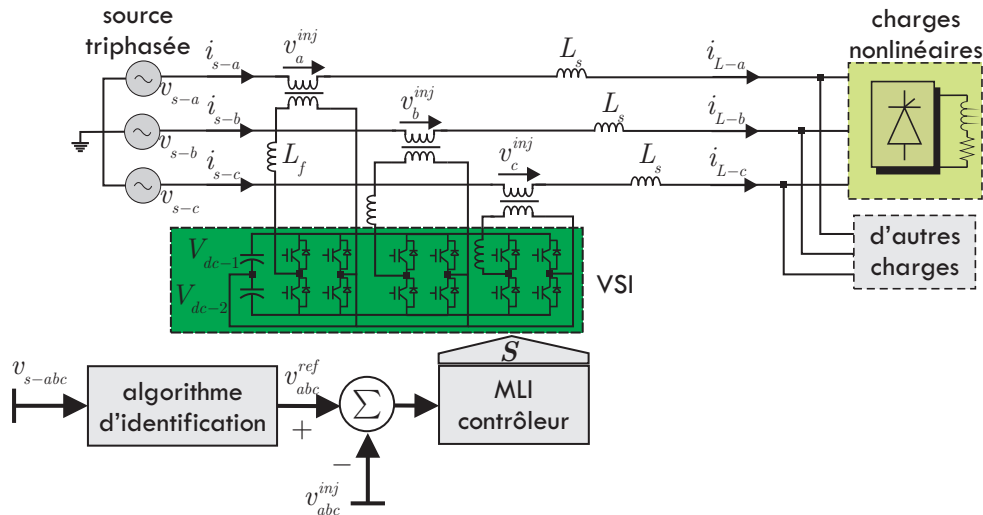


Figure 2.5 – Structure d'un filtre actif série

- **FAP connecté avec un Static Var Compensator (SVC)** le SVC corrige le facteur de puissance et compense le déséquilibre de la charge tandis que le FAP compense les courants harmoniques et joue aussi un rôle d'anti-résonance entre le système de compensation et le réseau [63].
- **Filtre Actif Universel (FAU)** solution universelle pour compenser les perturbations liées aux harmoniques de courant et de tension [54] [64] [65] [66] [67] [68]. L'optimisation du point d'installation de ce type de filtre dans un réseau déséquilibré de tension a été étudiée dans [69]. Ce filtre est également utilisé pour une gestion des puissances dans les réseaux.

Le FAS, le FAP et le FAU sont étudiés ci-dessous.

### 2.2.2.1 Filtre actif série (FAS)

Le FAS est connecté sur le réseau comme indiqué sur la figure 2.5. Il est considéré comme un générateur de tension qui génère des tensions harmoniques, et par leur addition avec la tension du réseau, afin d'obtenir une onde sinusoïdale. Le FAS se compose d'un onduleur de tension (VSI) triphasé ou de trois onduleurs monophasés connectés sur les lignes de distribution à travers un (ou plusieurs) transformateurs linéaires. Contrairement au FAP, ce filtre se comporte comme une source de tension contrôlable. Le FAS est conçu pour protéger les installations électriques sensibles aux perturbations de tension (creux, harmoniques, fluctuations, déséquilibres, etc.). Toutefois, cette topologie peut présenter quelques difficultés et inconvénients lors de sa mise en oeuvre. Elle ne permet pas de compenser les courants harmoniques consommés par la charge. La figure 2.6 donne les résultats de la commande d'un FAS. Les tensions de la source triphasée sont perturbées par l'harmonique d'ordre 3 (homopolaires) et l'harmonique d'ordre 5 (inverse) à l'instant  $t = 0.05$  s. Nous constatons qu'avant l'apparition des perturbations, l'harmonique de tension identifiée vaut zéro et les tensions appliquées sur la charge sont égales à celles de la source triphasée. A l'apparition des harmoniques à l'instant  $t = 0.05$  s, le FAS injecte la somme totale de tous les harmoniques identifiés dans le réseau pour obtenir les tensions sinusoïdales à fournir à la charge. Cela est montré dans les figure 2.6 b) et figure 2.6 c). L'algorithme d'identification des composantes directes de la tension sera présenté dans le chapitre 3, section 3.1.2. La commande de trois onduleurs monophasés est de type Proportionnel-Intégral (PI), la technique de modulation utilisée est MLI sinusoïdale. La compensation des harmoniques de courant n'est pas assurée par ce type de filtre. C'est ce que nous confirmons par les résultats de la figure 2.6 d). Il est évident que ces courants portent toujours des composantes harmoniques et ils peuvent causer des effets néfastes sur les autres installations alimentées

par ce même réseau. Dans la plupart des cas, les problèmes liés aux harmoniques concernent plus les courants que les tensions. La section suivante présente une autre structure permettant de redresser et de corriger ces courants pour qu'ils soient sinusoïdaux et en phase avec les tensions directes afin d'améliorer le facteur de puissance.

### 2.2.2.2 Filtre actif parallèle (FAP)

Ce filtre actif est connecté en parallèle sur le réseau. Il peut être considéré comme un générateur de courant qui restitue dans le réseau électrique les courants harmoniques égaux à ceux absorbés par la charge non linéaire mais en opposition de phase, de telle sorte que les courants fournis par le réseau  $i_s$  soient sinusoïdaux et en phase avec les tensions directes correspondantes. Ce type de filtre est le plus utilisé dans l'industrie.

Le principe de fonctionnement du FAS ou du FAP est le même. Il s'agit de déterminer les fonctions de commutations des composants électroniques (GTO, IGBT, Thyristor. . .) dont les signaux de commande sont générés par un algorithme de commande (classique ou avancé). Le schéma général d'un FAP est présenté par la figure 2.7. Dans la suite, nous allons décrire chacun des blocs constitutifs du filtre.

#### a. Boucle à verrouillage de phase (PLL)

Une boucle à verrouillage de phase ou une PLL est un système permettant de détecter la phase instantanée ainsi que les systèmes direct, inverse et homopolaire d'un système électrique triphasé quelconque [70] [19] [71] [72] [73]. Ces variables sont nécessaires dans l'étape d'identification des courants harmoniques. Dans le cas d'un déséquilibre du système, la PLL doit fournir le système direct de tension pour une compensation totale (la puissance réactive et les harmoniques de courant). La phase instantanée est une grandeur importante et indispensable pour les méthodes d'identification. Certaines méthodes sont très sensibles aux changements de fréquence. Il est donc nécessaire de disposer d'une PLL robuste pour améliorer la qualité de la compensation. Nous allons étudier la conception d'un système PLL selon plusieurs méthodes (classique et neuronale) dans le chapitre 3.

#### b. Onduleur

Un onduleur est constitué par des composants électroniques de puissance (GTO, IGBT, Thyristor. . .). Les signaux de sortie de l'onduleur (les tensions ou les courants) sont commandés par des commutations de ces composants. Le FAP peut être constitué de deux types d'onduleur : l'onduleur de tension (sortie en tension) et l'onduleur de courant (sortie en courant) [74] [75]. L'onduleur de tension présente trois bras côté alternatif (AC) qui se composent de deux transistors connectés en antiparallèles avec deux diodes sur chaque bras et un bras côté continu (DC) correspondant à une source de tension continue (condensateur ou un redressement des tensions alternatives par un convertisseur alternatif/continu) comme le montre la figure 2.7. Le onduleur de courants (Current Source Inverter) (CSI) a également trois bras côté alternatif et un bras côté continu, mais les transistors sont connectés en série avec les diodes sur chaque bras alternatif tandis qu'un enroulement d'inductance remplacera le condensateur sur le bras continu. En réalité, presque tous les filtres actifs parallèles utilisent un VSI équipé d'un condensateur comme un circuit de puissance [54] [49] [76] [22]. Une comparaison entre ces deux types d'onduleur a été présentée dans [77]. Pour les besoins de compensation que nous visons, notre choix s'est porté sur l'onduleur de tension en simulation et sur la plateforme d'expérimentation.

La fréquence de commutation de l'onduleur ( $f_{MLI}$ ) doit être grande pour une bonne représentation des courants à compenser. Typiquement,  $f_{MLI} > 10f_{hmax}$  [74], où  $f_{hmax}$  est la fréquence du courant

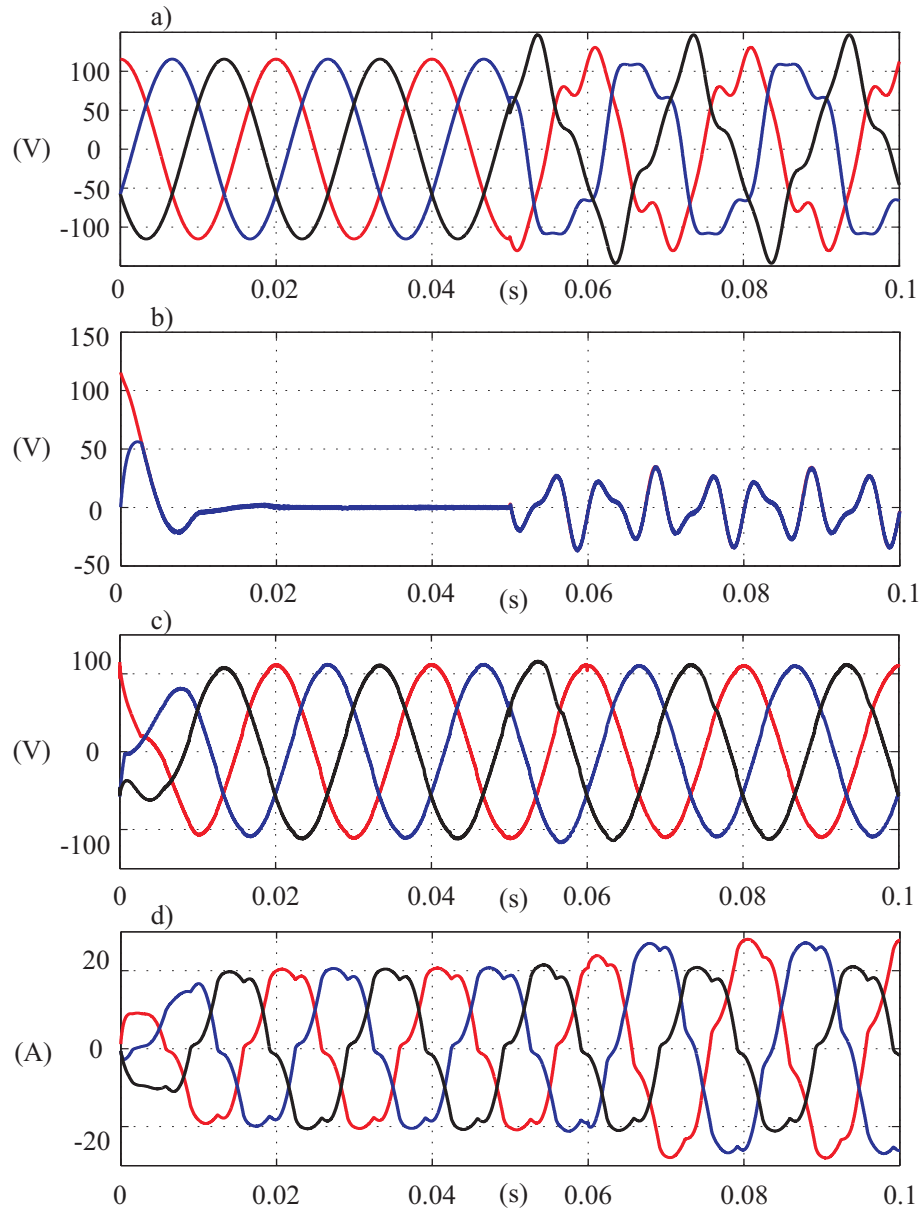


Figure 2.6 – Performances d'un FAS (simulation) : a) tensions de la source triphasée ; b) harmonique de tension identifié et sa valeur injectée (phase *a*) ; c) tensions triphasées côté charge ; d) courants circulant côté charge

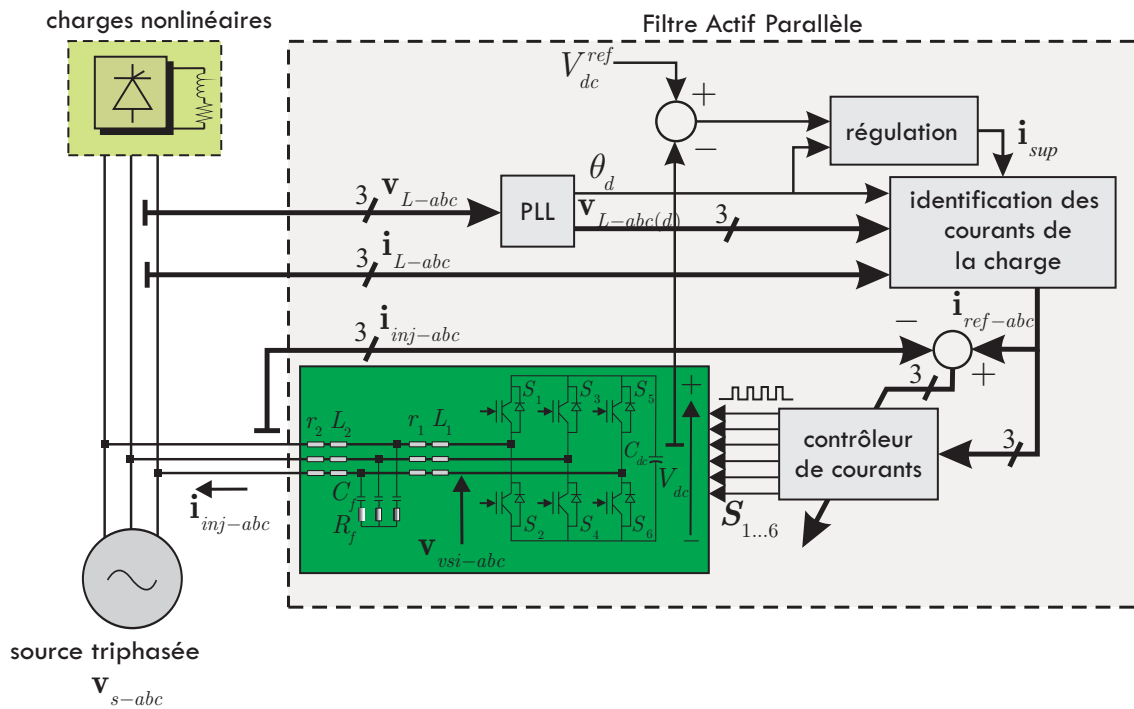


Figure 2.7 – Structure détaillée d'un FAP

harmonique le plus élevé. L'onduleur a pour but de produire des courants (ou des tensions) d'injection qui sont égaux aux courants (ou aux tensions) de références identifiés. Il est à noter qu'il n'y a aucune source supplémentaire dans le FAP (la puissance « moyenne » échangée avec le système de distribution devrait être égale à zéro) mais, un élément de stockage d'énergie est nécessaire. Comme nous avons des pertes (pertes de commutation, pertes par effet Joule dans les enroulements...), la commande de tension continue se fait en ajoutant un courant actif fondamental supplémentaire (pour fournir une puissance active) afin de compenser ces pertes. Nous étudierons la commande de la tension continue dans le chapitre 5. Dans son fonctionnement, l'onduleur produit des harmoniques autour de sa fréquence de commutation et de ses multiples. Si la fréquence de commutation est suffisamment grande, ces harmoniques sont aisément filtrés par « un filtre de sortie » (filtre passe-bas) constitué par des composants  $L, R, C$ . Ce type de filtre sera présenté dans la section 2.2.2.2.c de ce chapitre. Idéalement, l'onduleur peut être considéré comme un amplificateur linéaire de puissance dont les courants de sortie  $i_{inj}$  suivent exactement les courants de référence. L'onduleur est constitué à la base des composants d'électroniques de puissance, il est donc possible de contrôler la tension de sortie ainsi que l'optimisation des harmoniques générés par la commande des commutations des transistors. La technique MLI contrôle la tension de sortie par la modulation de la largeur des impulsions de tension. Dans le cas d'un signal carré, l'amplitude fondamentale du signal est maximum et vaut  $\frac{4 \cdot V_{dc}}{2 \cdot \pi}$ . Si la largeur des impulsions baisse, la valeur de cette amplitude diminue. On trouve plusieurs techniques basées sur la MLI dans la littérature [74] [78] [44] :

- MLI sinusoïdale
- MLI vectorielle
- MLI par élimination sélective des harmoniques (Selected Harmonic Elimination) (SHE)
- MLI avec une optimisation de l'ondulation des courants (*Minimum ripple current PWM*)
- MLI sinusoïdale avec un contrôle des courants instantanés
- MLI avec un contrôle de courant par hystérésis (Hyteresis Band Current Control) (HBCC)

- MLI aléatoire (*Random PWM*)
- Delta modulation
- Sigma–delta modulation

Parmi les techniques citées ci-dessus, les techniques de MLI sinusoïdale et MLI vectorielle sont les plus fréquemment utilisées. La technique SHE est basée sur le développement en séries de Fourier du signal de sortie en fonction de l'angle de commande des transistors. En imposant les coefficients (amplitude  $a_n$  ou  $b_n$  avec  $n$ , l'ordre des termes harmoniques à éliminer) nuls, nous obtenons des équations avec les angles  $\alpha_k$  à résoudre [74] [79]. Un RN peut générer à la sortie les valeurs adéquates de  $\alpha$  pour assurer un bon résultat [80]. L'inconvénient majeur de la méthode SHE se trouve dans l'augmentation des harmoniques d'ordre plus élevé lorsque les harmoniques de basse fréquence sont éliminés. Par conséquent, les pertes ne sont pas optimisées pour une machine alimentée à l'aide de cette technique. La méthode MLI avec une optimisation de courant se base sur une optimisation des pertes causées par les harmoniques plutôt que de les éliminer individuellement. Le courant  $i_{rip.}$  est obtenu lorsque l'onduleur alimente une machine et sa valeur efficace  $I_{rip.}$  est calculée par :

$$I_{rip.} = \sqrt{\frac{1}{2} \sum_{n=1}^N \hat{I}_n^2} = \sqrt{\frac{1}{2} \sum_{n=1}^N \left( \frac{\hat{V}_n^2(\alpha_k)}{n\omega L} \right)}, \quad (2.10)$$

où  $N$  le rang de l'harmonique le plus élevé pris en considération,  $\hat{I}_n$  l'amplitude du courant harmonique obtenu par un terme harmonique de tension ayant l'amplitude  $\hat{V}_n$  et  $L$  l'inductance cyclique statorique de la machine si l'onduleur alimente une machine. Les pertes par effet Joule sont données par :

$$P_{perte} = 3 \cdot I_{rip.}^2 \cdot R \quad (2.11)$$

avec  $R$  la résistance de la machine. A partir de l'équation (2.10), l'expression de  $I_{rip.}$  peut être modélisée en fonction des angles de commande  $\alpha_k$ . Ces angles de commande peuvent être calculés par un programme (méthode de minimisation) pour minimiser  $I_{rip.}$  (minimiser  $P_{perte}$ ) tout en gardant le signal fondamental désiré. Nous allons développer différentes méthodes d'optimisation des pertes au sein d'un FAP dans le chapitre 3 et au sein de la commande de moteurs synchrones dans le chapitre 5. Dans un système de commande de moteur, les courants doivent être contrôlés en priorité car ils concernent directement le flux et le couple. Un contrôleur de courants convertit les courants sinusoïdaux de référence en signaux sinusoïdaux en tension [44]. Par la suite, la technique MLI sinusoïdale sera utilisée pour générer les tensions de sortie. Cette méthode est la plus utilisée dans l'industrie pour sa simplicité de mise en oeuvre. Dans la technique HBCC, des courants statorique de la machine (dans le cas d'une commande de machine) ou des courants d'injection (dans le cas d'une compensation par FAP) sont contrôlés afin de suivre instantanément les courants de référence dans une bande d'hystérésis ayant les valeurs maximum et minimum prédéfinies par les paramètres de la machine (ou d'un FAP) [74] [54] [81]. La fréquence de commutation est un des inconvénients de cette technique. En fait, les pentes des courants (montée et descente) dépendent de l'inductance utilisée. Une grande valeur de l'inductance baisse la fréquence de commutation mais ralentit la dynamique du système. Au contraire, une petite valeur de l'inductance améliore la rapidité mais augmente la fréquence de commutation qui est limitée physiquement. Par conséquent, les pertes dues aux commutations sont élevées. Nous ne développons pas toutes les différentes techniques MLI dans cette thèse. Nous nous limiterons aux méthodes MLI sinusoïdale et MLI vectorielle, qui ont l'avantage de traiter rapidement les phénomènes transitoires avec un minimum de calculs.



◆ **MLI sinusoïdale** La figure 2.8 montre les différents modes de fonctionnement de la MLI sinusoïdale. où  $m$ , l'indice de modulation défini par :

$$m = \frac{\hat{V}_m}{\hat{V}_P} \quad (2.12)$$

où  $\hat{V}_m = \hat{V}_{vsi}$  est l'amplitude du signal de modulation et  $\hat{V}_P$  est l'amplitude de la porteuse. La valeur de  $m$  fait varier le nombre d'impulsions pendant une période, ainsi, l'amplitude du fondamental sera modifié. Avec  $0 < m \leq 1$ , la fonction de transfert de l'onduleur est linéaire. L'onduleur dans ce cas est considéré comme un gain linéaire qui vaut :

$$K \approx \frac{1}{2} \cdot \frac{V_{dc}}{\hat{V}_P} \quad (2.13)$$

Une fois que la valeur de  $m$  dépasse 1, la contrôlabilité de l'onduleur n'est plus assurée dans l'intervalle où  $\hat{V}_m > \hat{V}_P$  et le signal de sortie  $v_{a0}$  est un signal carré. Dans cette région, la fonction de transfert est non linéaire et l'onduleur fonctionne dans le mode de sur-modulation [4] [82] [83] [38]. En plus, les impulsions au milieu d'une période d'onde ont tendance à disparaître et cela peut causer des phénomènes transitoires sur les courants de la machine (changements rapides du courant). Avec  $m = 1$ , l'amplitude du fondamental maximum obtenu est égale à  $\frac{1}{2} \cdot V_{dc}$  qui est équivalent à 78.55% de l'amplitude du fondamental du signal carré ( $\frac{2 \cdot V_{dc}}{\pi}$ ) [75] [84]. La fonction de transfert de l'onduleur est présentée dans la figure 2.9. Nous pouvons alors vérifier à l'aide de la figure 2.8 : avec  $m = 0.85$  (les figure 2.8 a), b), c) d)), l'amplitude fondamentale  $\hat{V}_{vsi-a-fond.} = 174$  V, comparé à la valeur théorique qui est égale à  $0.85 \cdot 0.5 \cdot V_{dc} = 0.85 \cdot 0.5 \cdot 400 = 170$  V. De même pour  $m = 1$  (les figure 2.8 e), f)), nous constatons que la valeur simulée  $\hat{V}_{vsi-a-fond.} \approx 200$  V, comparée à la valeur théorique  $1 \cdot 0.5 \cdot 400 = 200$  V. Avec  $m = 2$  (figure 2.8 g) et h)), l'onduleur fonctionne dans le mode non linéaire et des harmoniques d'ordres  $6n \pm 1$  apparaissent.

Comme nous l'avons indiqué, à  $m = 1$ , l'amplitude du terme fondamental  $\hat{V}_{vsi-a-fond.}$  ne vaut que 78.55% de l'amplitude du terme fondamental du signal carré. Il est possible de l'augmenter jusqu'à 90.7% en ajoutant les harmoniques  $3n$  au signal de modulation [74] car la somme des harmoniques  $3n$  (le courant du neutre) est égale à zéro pour une machine connecté en  $Y$ . La section suivante présente la technique MLI vectorielle qui permet d'obtenir une sortie ayant une amplitude du terme fondamental qui peut atteindre 90.7% de l'amplitude du terme fondamental du signal carré dans la région linéaire.

◆ **MLI vectorielle (SVM)** Sur la figure 2.7, les trois bras de l'onduleur sont modélisés par trois fonctions de transfert détaillées par l'équations (2.15). Les grandeurs  $v_{vsi-a}$ ,  $v_{vsi-b}$ , et  $v_{vsi-c}$  sont les tensions de sortie de l'onduleur et les fonctions  $f_a$ ,  $f_b$ ,  $f_c$  prennent les valeurs  $0, \pm \frac{1}{3}, \pm \frac{2}{3}$ . Ces valeurs correspondent aux  $2^3 = 8$  changements d'état de commutation selon la méthode de la modulation de largeur d'impulsion vectorielle (Space Vector Modulation) (SVM).

$$\begin{cases} v_{vsi-a} = f_a \cdot V_{dc} \\ v_{vsi-b} = f_b \cdot V_{dc} \\ v_{vsi-c} = f_c \cdot V_{dc} \end{cases} \quad (2.14)$$

Les fonctions  $f_a$ ,  $f_b$ ,  $f_c$  sont présentées dans l'équation (2.15) :

$$\begin{bmatrix} f_a \\ f_b \\ f_c \end{bmatrix} = \frac{1}{3} \cdot \begin{bmatrix} 2 & -1 & -1 \\ -1 & 2 & -1 \\ -1 & -1 & 2 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} S_1 \\ S_3 \\ S_5 \end{bmatrix} = \mathbf{T}_{32} \cdot \mathbf{T}_{32}^T \cdot \begin{bmatrix} S_1 \\ S_3 \\ S_5 \end{bmatrix} \quad (2.15)$$

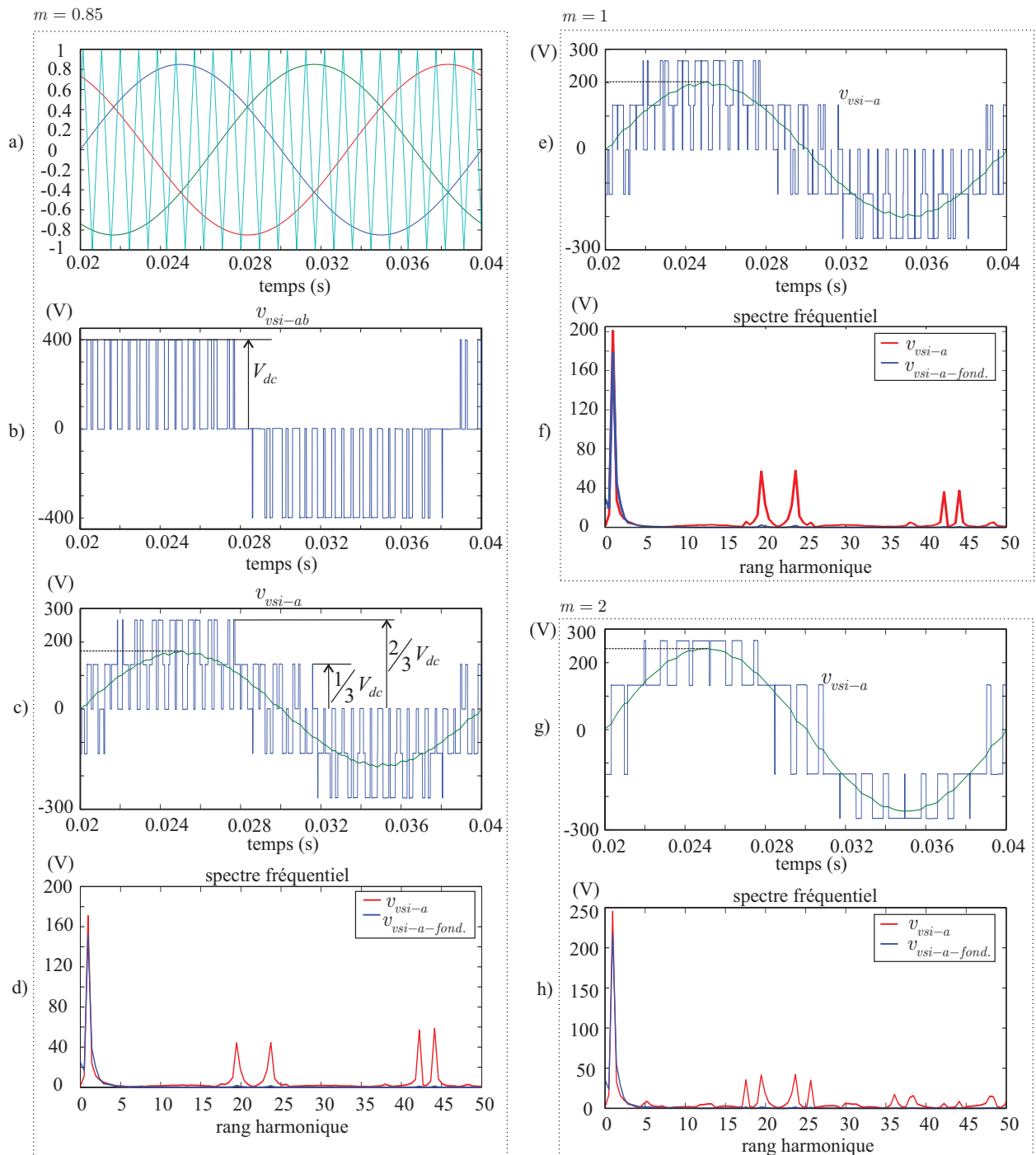


Figure 2.8 – Principe de la méthode MLI sinusoïdale : a), b), c), d) pour  $m = 0.85$  ; e), f) pour  $m = 1$  et g), h) pour  $m = 2$

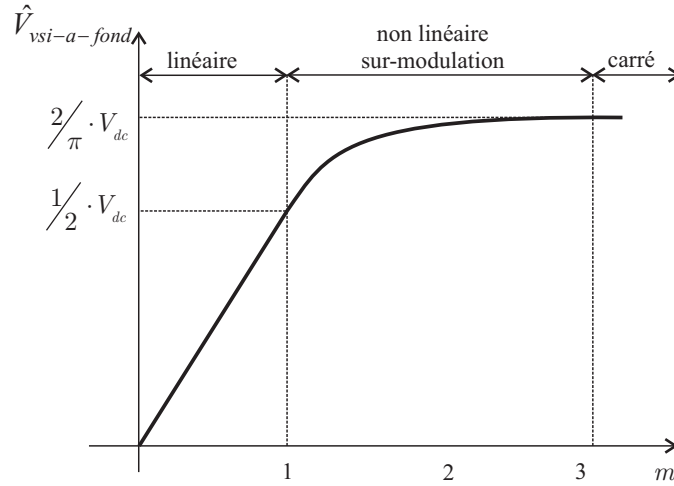


Figure 2.9 – Fonction transfert de la méthode MLI sinusoidale [74]

où

$$S_1 = \begin{cases} 1 \\ 0 \end{cases} \cdot \text{quand} \begin{cases} T_1 = ON \\ T_1 = OFF \end{cases} \quad (2.16)$$

et la matrice de Concordia  $\mathbf{T}_{32}$  est définie par :

$$\mathbf{T}_{32} = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} 1 & -1/2 & -1/2 \\ 0 & \sqrt{3}/2 & -\sqrt{3}/2 \end{bmatrix}^T \quad (2.17)$$

La définition est la même pour  $S_3$  et  $S_5$ . Le vecteur (*space vector*) de tension  $\bar{V}^*$  montré sur la figure 2.10 [74] est représenté par un module  $V^*$  et un angle  $\alpha$ .

Pour obtenir le vecteur  $\bar{V}$  dans la figure 2.10, un moyen adéquat est d'utiliser les vecteurs adjacents  $\bar{V}_1$  et  $\bar{V}_2$  de la section 1 pour générer les signaux MLI (cela minimise le nombre de commutations). Selon la figure 2.10, le module  $V^*$  est calculé par :

$$V^* \cdot \sin\left(\frac{\pi}{3} - \alpha\right) = V_a \cdot \sin\frac{\pi}{3} \quad (2.18)$$

et

$$V^* \cdot \sin\alpha = V_b \cdot \sin\frac{\pi}{3} \quad (2.19)$$

c'est à dire :

$$V_a = \frac{2}{\sqrt{3}} \cdot V^* \cdot \sin\left(\frac{\pi}{3} - \alpha\right) \quad (2.20)$$

$$V_b = \frac{2}{\sqrt{3}} \cdot V^* \cdot \sin\alpha \quad (2.21)$$

où  $V_a$  et  $V_b$  sont les composantes de  $\bar{V}^*$  alignées sur les directions de  $\bar{V}_1$  et  $\bar{V}_2$  respectivement. Le vecteur  $\bar{V}^*$  peut être réécrit par la somme de deux composantes  $\bar{V}_a$  et  $\bar{V}_b$  par la relation suivante [74] :

$$\bar{V}^* = \bar{V}_a + \bar{V}_b = \bar{V}_1 \cdot \frac{t_a}{T_c} + \bar{V}_2 \cdot \frac{t_b}{T_c} + (\bar{V}_0 \text{ ou } \bar{V}_7) \cdot \frac{t_0}{T_c} \quad (2.22)$$

où

$$t_a = \frac{|V_a|}{|V_1|} \cdot T_c \quad (2.23)$$

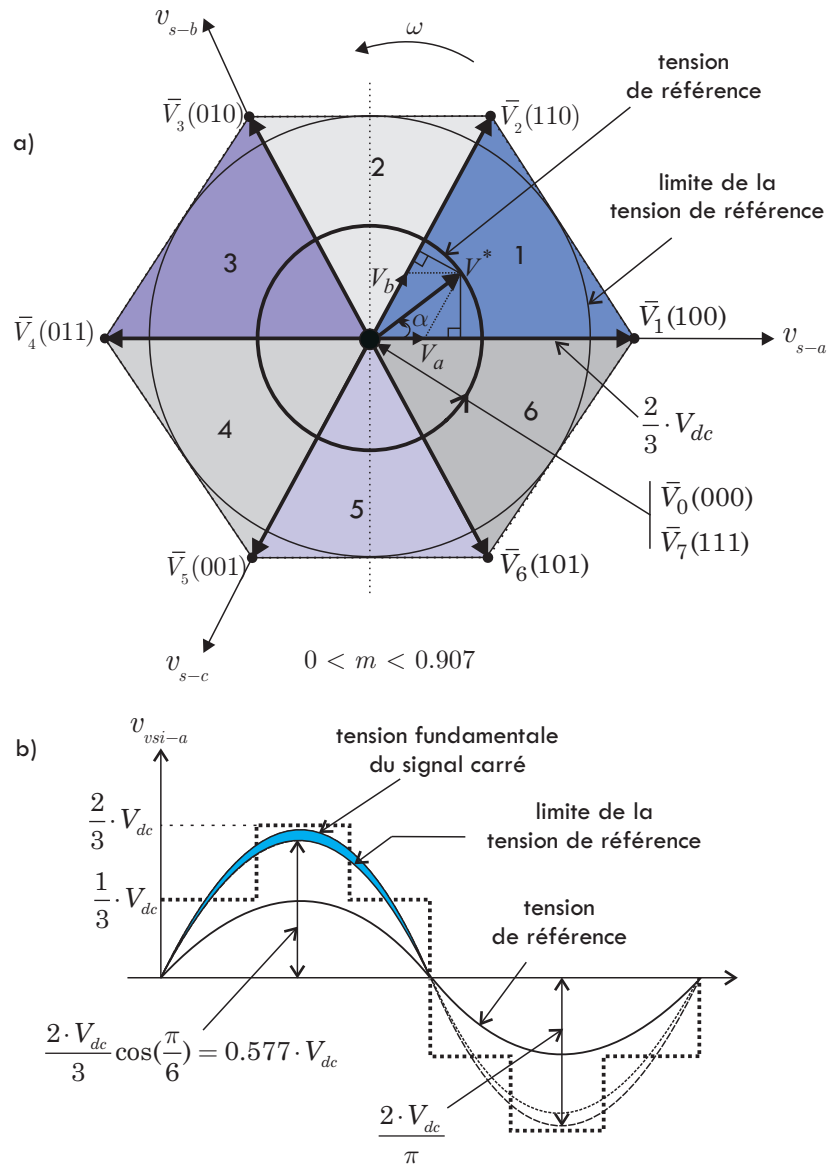


Figure 2.10 – Principe de la méthode MLI vectorielle, tiré de [74] : a) représentation du vecteur spatial  $\vec{V}^*$ , b) tension  $v_{vsi-a}$  sortie de l'onduleur

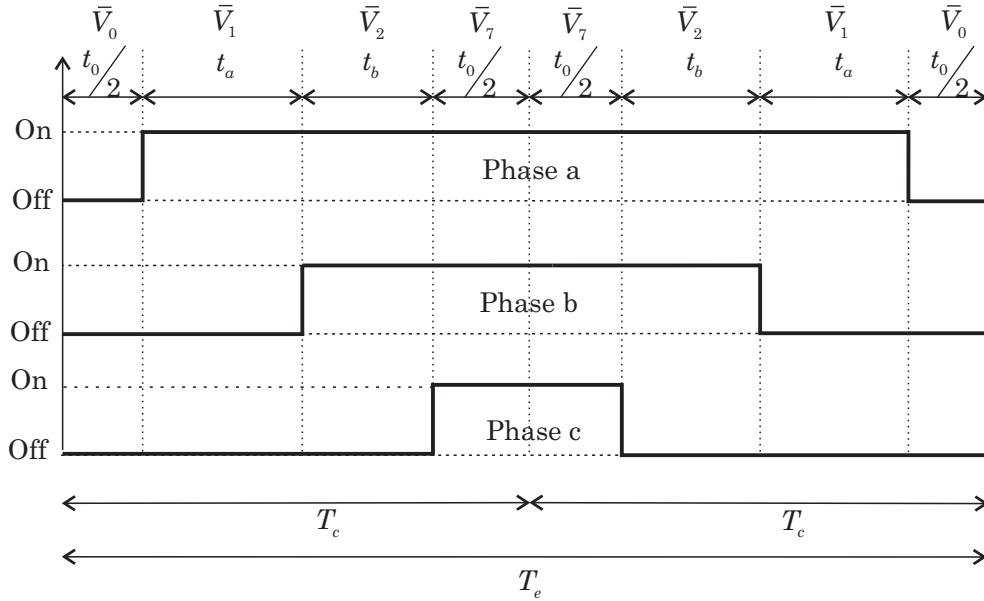


Figure 2.11 – Exemple de signaux de commande symétriques pour obtenir  $\bar{V}^*$

$$t_b = \frac{|V_b|}{|V_2|} \cdot T_c \quad (2.24)$$

avec  $t_a$  et  $t_b$  les intervalles sur lesquels les vecteurs  $\bar{V}_1$  et  $\bar{V}_2$  sont générés par la commande des transistors comme dans la figure 2.11.  $T_c$  est la période sur laquelle le vecteur  $\bar{V}^*$  est obtenu à la sortie. La figure 2.11 montre que l'intervalle  $T_e = 2T_c$ . La commande est symétrique car ce mode de commande donne un THD minimum pour le signal de sortie [74]. Il est à noter que cette technique de commande n'est qu'un critère d'optimisation mais il y en a d'autres tel que la minimisation des nombres de commutations, par exemple.

Le rayon du cercle de la tension de référence limite est calculé par :

$$|\bar{V}_m^*| = |\bar{V}_1| \cdot \cos \frac{\pi}{6} = \frac{2}{3} \cdot \frac{\sqrt{3}}{2} \cdot V_{dc} = 0.5774 \cdot V_{dc} \quad (2.25)$$

Finalement, le facteur de modulation est défini par :

$$m = \frac{|\bar{V}_m^*|}{\hat{V}_{1sw}} = \frac{0.5774 \cdot V_d}{\frac{2}{\pi} \cdot V_d} = 0.907 \quad (2.26)$$

où  $\hat{V}_{1sw}$  est le signal fondamental du signal carré. On constate que le facteur de modulation avec la méthode SVM est supérieur à celui de la méthode MLI sinusoïdale présentée au dessus.

L'équation (2.26) n'est valide que dans le régime linéaire ou de sous-modulation. Les tensions de modulation sont sinusoïdales et par conséquent, elles constituent le vecteur spatial  $\bar{V}$  représenté sur la figure 2.10. Dans le régime non linéaire ou de sur-modulation, la tension de référence  $\bar{V}^*$  dépasse l'hexagone et cela permet d'augmenter le facteur de modulation  $0.907 < m < 0.952$  (mode 1) et  $0.952 < m < 1$  (mode 2) [74] [4]. Dans [4], les temps  $t_a$ ,  $t_b$  et  $t_0$  pour une commande de six transistors sont calculés en utilisant la technique neuromimétique. En effet, pour la phase a, l'intervalle  $T_{A-ON}$  (le temps de conduction pour que la tension de sortie de la phase a soit égale à la tension continue  $V_{dc}$ ) est

exprimé par :

$$T_{A-ON} = \frac{T_e}{4} + f(V^*) \cdot g(\alpha^*) \quad (2.27)$$

où  $f(V^*)$  est une fonction de l'amplitude de la tension désirée,  $g(\alpha^*)$  est une fonction de l'angle  $\alpha$  désiré (un des six secteurs dans la figure 2.10). Dans le régime linéaire,  $f(V^*) = V^*$  et le temps  $T_{A-ON}$  va de paire avec  $V^*$ . En utilisant deux RN, la fonction du temps  $T_{A-ON}$  est calculée non seulement dans le régime linéaire mais aussi dans le régime non linéaire. Le premier RN (structuré  $1 \times 3 \times 1$ ) reçoit  $V^*$  en entrée. La sortie  $f(V^*)$  est générée et multipliée avec la sortie du deuxième RN (structuré  $1 \times 17 \times 1$ ) qui convertit son entrée  $\alpha^*$  à  $g(\alpha^*)$ . La couche cachée et la couche de sortie des deux RN utilisent la fonction de transfert sigmoïde [4].

Avec les tensions de sortie de l'onduleur (quelle que soit la technique utilisée), le courant dans le bras  $DC$  peut être exprimé par la relation (2.28). Finalement, nous obtenons le modèle d'un onduleur par des équations d'état (2.29) [85] avec  $r$ , la résistance et  $L$ , l'inductance connectés en série entre les tensions de sortie de l'onduleur et les tensions du réseau  $v_{s-a}$ ,  $v_{s-b}$ ,  $v_{s-c}$ . Il s'agit d'un filtre de sortie du premier ordre.

$$\dot{i}_{dc} = f_a \cdot i_{inj-a} + f_b \cdot i_{inj-b} + f_c \cdot i_{inj-c} \quad (2.28)$$

$$\begin{bmatrix} \frac{di_{inj-a}}{dt} \\ \frac{di_{inj-b}}{dt} \\ \frac{dV_{dc}}{dt} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{-r}{L} & 0 & \frac{-f_a}{L} \\ 0 & \frac{-r}{L} & \frac{-f_b}{L} \\ \frac{2f_a+f_b}{C_{dc}} & \frac{2f_b+f_a}{C_{dc}} & 0 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} i_{inj-a} \\ i_{inj-b} \\ V_{dc} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{v_{s-a}}{L} \\ \frac{v_{s-b}}{L} \\ 0 \end{bmatrix} \quad (2.29)$$

Le système décrit par l'équation (2.29) est forcément non linéaire car cette équation dépend des fonctions  $f_a$ ,  $f_b$ . Selon le point de vue d'une commande, cette expression peut être découplée ainsi [86], afin de concevoir une commande PI découplée :

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} \dot{i}_{inj-a} \\ \dot{i}_{inj-b} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{-r}{L} & 0 \\ 0 & \frac{-r}{L} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} i_{inj-a} \\ i_{inj-b} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{v_{s-a}}{L} - \frac{f_a \cdot V_{dc}}{L} \\ \frac{v_{s-b}}{L} - \frac{f_b \cdot V_{dc}}{L} \end{bmatrix} \\ \dot{V}_{dc} = \begin{bmatrix} \frac{2f_a+f_b}{C_{dc}} & \frac{2f_b+f_a}{C_{dc}} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} i_{inj-a} \\ i_{inj-b} \end{bmatrix} \end{cases} \quad (2.30)$$

Dans la même référence [86], les auteurs ont utilisé la transformation de Park [87] [88] pour représenter les équations d'état par les variables dans le repère  $d-q$  comme le montre l'équation (2.31).

$$\begin{bmatrix} \frac{di_d}{dt} \\ \frac{di_q}{dt} \\ \frac{dV_{dc}}{dt} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{-r}{L} & \omega & \frac{-f_d}{L} \\ -\omega & \frac{-r}{L} & \frac{-f_q}{L} \\ \frac{f_d}{C_{dc}} & \frac{f_q}{C_{dc}} & 0 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} i_d \\ i_q \\ V_{dc} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{v_{s-d}}{L} \\ \frac{v_{s-q}}{L} \\ 0 \end{bmatrix} \quad (2.31)$$

Cette transformation permet une commande plus simple que dans le repère  $a-b-c$ . Par contre, elle nécessite des calculs supplémentaires de l'estimation de la phase instantanée et de la transformation de repère. Avec des systèmes complexes comme le moteur asynchrone ou le moteur synchrone à pôle saillant ou à réluctance variable, la transformation de Park est très utile pour simplifier la conception de la commande.

L'expression (2.30) permet de concevoir les correcteurs classiques (PI, Régulateur polynomial par placement de pôles (RST), etc.) afin d'obtenir les courants de référence à injecter à la sortie. En dehors des aspects positifs de ces types de correcteur, qui sont simples à concevoir, leur grand inconvénient est qu'ils n'assurent pas une bonne adaptabilité aux changements rapides des paramètres, aux perturbations internes ou externes et aux mauvaises estimations des paramètres. Des approches de commande intelligente sont présentées dans le chapitre 4.

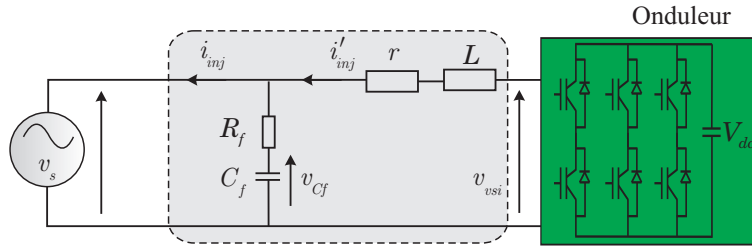


Figure 2.12 – Structure d'un LPF 2<sup>ème</sup> ordre

### c. Filtre de sortie

Le filtre de sortie est un filtre passif utilisé pour connecter le VSI au réseau électrique. Le filtre de sortie est dimensionné pour satisfaire deux critères principaux :

- Assurer la dynamique du courant :

$$\frac{d\mathbf{i}_{\text{ref}}}{dt} = \frac{d\mathbf{i}_{\text{inj}}}{dt} \quad (2.32)$$

avec

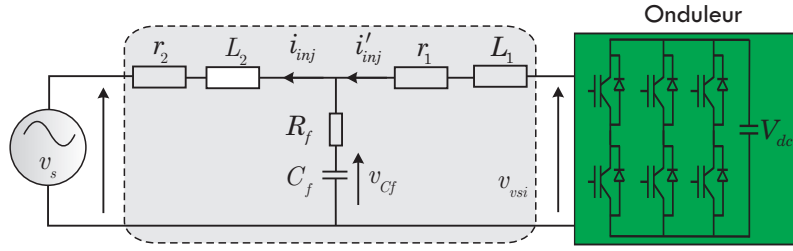
- $\mathbf{i}_{\text{ref}}$  : les courants harmoniques de la charge,
- $\mathbf{i}_{\text{inj}}$  : les courants injectés par le FAP.
- Empêcher l'injection des composantes de haute fréquence : par la commutation des transistors, le signal de sortie de l'onduleur comporte non seulement les courants de référence mais aussi des courants harmoniques à haute fréquence issus de cette action. Pour la conception du filtre passe-bas (Low-Pass Filter) (LPF), il est nécessaire de filtrer ces composantes afin d'injecter proprement les harmoniques dus à la présence des charges non linéaires dans le réseau.

Il existe différents types de LPF. On peut citer deux parmi les plus utilisés en pratique.

◆ **Filtre du 1<sup>er</sup> ordre** Ce type de filtre comporte deux composants : une résistance  $r$  et une inductance  $L$ . Avec une valeur faible de  $L$ , la dynamique du filtre est assurée mais les composantes harmoniques à haute fréquence dues aux commutations se trouvent côté réseau et elles affectent les installations électriques. Par contre, pour empêcher la circulation de ces composantes, une grande valeur de  $L$  peut être envisagée. Cependant, une valeur grande de  $L$  affectera la dynamique du filtre actif et dégradera la qualité de la compensation. Notre objectif est de trouver un compromis entre la dynamique et l'efficacité du filtre. Ce compromis est très difficile à fixer sans l'emploi d'un filtre passif auxiliaire installé à la sortie de l'onduleur ou en amont côté réseau [54] [51]. Cependant, ce filtre auxiliaire peut causer des effets secondaires non désirés comme la résonance avec d'autres éléments passifs installés sur le réseau et une consommation de puissance active supplémentaire par sa résistance d'amortissement.

◆ **Filtre du 2<sup>me</sup> ordre** Le LPF d'ordre 2 est constitué d'une inductance  $L$ , d'une résistance  $r$  et d'une capacité  $C_f$  connectée en série avec une petite résistance  $R_f$  comme le montre la figure 2.12. Ce type de filtre peut éliminer des composantes à haute fréquence due aux commutations. En effet, les courants d'injection peuvent être donnés par :

$$\mathbf{i}_{\text{inj}}(s) = \frac{1}{L \cdot s + r} \mathbf{v}_{\text{vsi}}(s) + \frac{C_f L \cdot s^2 + (R_f + r) C_f \cdot s + 1}{R_f C_f L \cdot s^2 + (R_f C_f r + L) \cdot s + r} \mathbf{v}_s(s) \quad (2.33)$$


 Figure 2.13 – Structure d'un LPF 3<sup>ème</sup> ordre

◆ **Filtre du 3<sup>me</sup> ordre – Filtre en « T »** Ce filtre est montré sur la figure 2.13 [51] [89]. Il consomme une puissance active supplémentaire par rapport aux deux configurations précédentes à cause de l'utilisation de deux inductances et de deux résistances. Par contre, il élimine efficacement les composantes à haute fréquence et il améliore de ce fait les performances de compensation. Le courant d'injection est calculé par l'expression suivante :

$$\mathbf{i}_{inj}(s) = \frac{B_1(s)}{A(s)} \mathbf{v}_{vsi}(s) + \frac{B_2(s)}{A(s)} \mathbf{v}_s(s) = H_1(s) \cdot \mathbf{v}_{vsi}(s) + H_2(s) \cdot \mathbf{v}_s(s) \quad (2.34)$$

Avec  $H_1(s)$  et  $H_2(s)$  des fonctions de transfert liées respectivement à la tension à la sortie du VSI et à la tension de la source.

Après un développement mathématique, nous obtenons :

$$A(s) = a_1 \cdot s^3 + a_2 \cdot s^2 + a_3 \cdot s + a_4 \quad (2.35)$$

$$B_1(s) = b_{11} \cdot s + b_{12} \quad (2.36)$$

$$B_2(s) = -(b_{21} \cdot s^2 + b_{22} \cdot s + b_{23}) \quad (2.37)$$

avec :

$$a_1 = L_2 L_1 C_f \quad (2.38)$$

$$a_2 = L_1 r_2 C_f + r_1 L_2 C_f + (L_1 + L_2) R_f C_f \quad (2.39)$$

$$a_3 = L_2 + L_1 + R_f r_1 C_f + (r_1 + r_2) R_f C_f \quad (2.40)$$

$$a_4 = r_1 + r_2 \quad (2.41)$$

$$b_{11} = R_f C_f \quad (2.42)$$

$$b_{12} = 1 \quad (2.43)$$

$$b_{21} = L_1 C_f \quad (2.44)$$

$$b_{22} = (R_f + r_1) C_f \quad (2.45)$$

$$b_{23} = 1 \quad (2.46)$$

La figure 2.14 a) et b) montre le diagramme de Bode de LPF d'ordre 1 ayant une fonction de transfert  $H_0(s) = \frac{1}{L \cdot s + r}$  ainsi que les deux fonctions  $H_1(s)$  et  $H_2(s)$ . On voit que la pente de  $H_1$  chute brutalement au delà de 1000 Hz tandis que la fonction  $H_0$  décroît légèrement. C'est pour cette raison que nous préférons utiliser le filtre de sortie d'ordre 2 afin d'éliminer les harmoniques de hautes fréquences issus de la commutation de l'onduleur. Il est intéressant de comparer la caractéristique des deux configurations du filtre passe-bas illustrées par les deux digrammes de Bode.

- La première fonction dans la figure 2.14 a) présente une atténuation de l'amplitude de 15 dB. Cela signifie que les composants du filtre de sortie absorbent une somme de puissance élevée. Par contre, avec cette configuration du filtre, les harmoniques de courant de haute fréquence sont



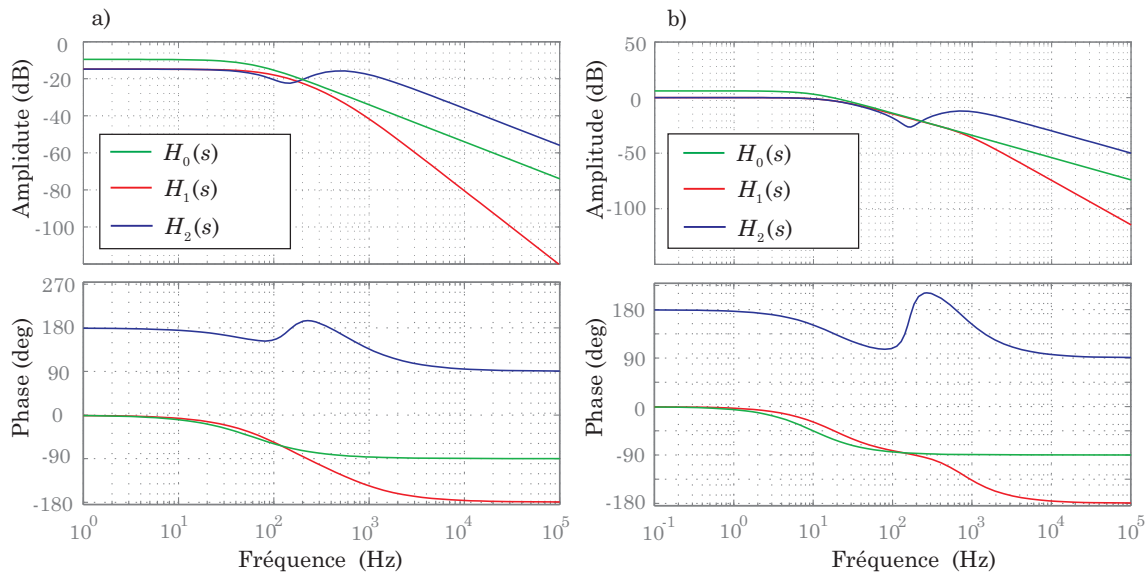


Figure 2.14 – Diagramme de Bode : a) la première configuration du LPF, b) la deuxième configuration du LPF

presque tous éliminés. Cela est vérifié par un gain de  $-40$  dB à  $1000$  Hz et il continue de chuter brutalement au delà de cette fréquence.

- Pour la deuxième configuration du filtre de sortie présentée dans la figure 2.14 b), on voit que le gain vaut zéro dB en basse fréquence et il commence à décroître légèrement. Cette configuration permet de minimiser les pertes causées par le LPF mais elle n'assure pas un bon filtrage des composantes de haute fréquence comme dans la première configuration (le gain vaut  $-32$  dB à  $1000$  Hz). Par conséquent, le THD du courant compensé côté source avec la deuxième configuration du LPF est plus élevé que la première.

#### d. Méthodes d'identification du courant perturbé—panorama historique

Pour compenser les courants harmoniques, les courants déséquilibrés ainsi que pour corriger le facteur de puissance, une étape indispensable dans le processus de compensation est l'identification des composantes harmoniques du courant de charge. La qualité de la compensation dépend non seulement de la structure du filtre mais également de la méthode d'identification des courants harmoniques ainsi de la commande du VSI pour les réinjecter dans le réseau.

Le principe de base des FAP a été originalement présenté par H. Sasaki et T. Machida [90]. Ils ont proposé une nouvelle méthode pour éliminer les courants harmoniques basée sur le principe de compensation du flux magnétique dans le noyau du transformateur. Un circuit de commande extrait les composantes fondamentales du courant de la charge non linéaire circulant dans l'enroulement secondaire «  $n_2$  » et génère les courants harmoniques qui, après une amplification appropriée, seront injectés dans l'enroulement tertiaire «  $n_3$  » du transformateur. Ceci produit l'annulation du flux harmonique dans le noyau, et résulte uniquement en des courants à fréquence fondamentale dans l'enroulement primaire «  $n_1$  ». Cette technique est considérée comme l'archétype des FAP. En raison de l'utilisation d'un amplificateur linéaire afin de générer les courants de compensation, l'implantation de cette technique n'était pas réalisable à cause de sa faible efficacité. Quelques années plus tard, L. Gyugyi et E. C. Strycula en 1976 [48] ont présenté une famille de FAP et FAS et ont établi le concept de filtres actifs à base d'onduleurs MLI constitués de transistors de puissance. Les premiers travaux sur les filtres actifs discutent des caractéristiques de compensation seulement en régime permanent. Le circuit de calcul des courants

de compensation était simple, et uniquement des caractéristiques de compensation idéales pouvaient être atteintes. Cependant, dans le cas des régimes transitoires comme ceux causés par des charges fluctuantes, la conception des circuits de compensation devenait plus difficile car les dispositifs de commande à forte puissance et à fréquence élevée étaient non disponibles. En 1984, Akagi et al. [91] ont introduit le concept de la théorie de la puissance instantanée active et réactive qui considérait un système triphasé arbitraire de tensions et de courants en tenant compte de leurs composantes harmoniques. Les courants et tensions instantanés étaient représentés par des vecteurs d'espace instantanés dans le plan  $a-b-c$ , ayant des vecteurs fixes sur le même plan, séparés les uns des autres de  $2\pi/3$  (rad). Ces vecteurs d'espace étaient par la suite transformés dans le plan orthogonal  $\alpha-\beta$  de Concordia. Les puissances instantanées réelle et imaginaire étaient décomposées en composantes alternatives (AC) et continues (DC) dans ce référentiel. L'apparition de cette théorie a permis de donner une représentation des composantes de la puissance non seulement en régime permanent mais également dans le régime transitoire. De plus, la stratégie est compatible avec le filtre actif basé sur la technique d'onduleur MLI qui fonctionne instantanément. Akagi et al. [49] [92] [93] [94] [95] ont utilisé une combinaison des filtre actif et passif telle que le filtre passif absorbe les courants harmoniques prépondérants et le filtre actif traite les harmoniques de rang moins élevés en améliorant la dynamique du filtre passif. De plus, dans ce cas, le filtre passif joue le rôle d'une résistance supplémentaire qui peut éviter le phénomène de résonance entre le filtre passif et l'impédance du réseau.

Nous pouvons classer les méthodes dans deux branches : celles dont l'identification a lieu dans le repère du courant [91] [96] [97] [86] [98] et celles dont l'identification a lieu dans le repère de la puissance [54] [99] [100]. En utilisant directement les courants, cette dernière méthode transforme les courants du repère  $a-b-c$  vers le repère diphasé de Park  $d-q$ . Ainsi, la composante continue dans le repère de Park sera liée au courant fondamental du repère  $a-b-c$ . Les composantes alternatives dans le repère de Park seront liées aux harmoniques du repère  $a-b-c$ .

La méthode d'identification des harmoniques de courant et de tensions dans le repère des puissances est souvent utilisée car elle interprète mieux les puissances échangées dans le réseau de distribution. En réalité, selon l'objectif industriel, une compensation totale des harmoniques ou une compensation sélective sur certains rangs spécifiques (respect des normes) peut être choisie.

Quatre méthodes neuronales d'identification ont été proposées dans [89] et [22] : la méthode directe (série de Fourier), la méthode tri-monophasée, la Méthode des Courants Diphasés (MCD) dans les deux repère  $\alpha-\beta$  et  $d-q$ , et la méthode des puissances instantanées réelle et imaginaire (P-Q). La méthode directe reprend une décomposition en séries de Fourier des courants par les réseaux ADALINE. La méthode tri-monophasée multiplie le courant de charge avec les signaux sinusoïdaux estimés par une PLL. Ensuite, cette multiplication est reconstituée par deux réseaux ADALINE. Après l'apprentissage, les poids liés avec les composantes continues en entrées représentent les amplitudes des courants actif et réactif fondamentaux. Partant du même principe, des méthodes combinées à la transformation de Park sont proposées dans [22] [23]. Les auteurs ont utilisés les réseaux neuronaux pour séparer les composantes continues et les composantes alternatives dans le repère de Park. La méthode P-Q d'Akagi est adaptée par un remplacement des filtres passe-bas par des réseaux de neurones. Juan W. Dixon et al. [101] [96] ont proposé une méthode de compensation appelée *Peak Detection Method*. Sans formule de calcul des puissances, ils ont utilisé un LPF de deuxième ordre pour extraire la composante fondamentale à 50 Hz. Une étape supplémentaire est nécessaire pour détecter l'amplitude de ce courant fondamental. En suite, une synchronisation de cette valeur avec la phase instantanée de la tension directe du réseau rend linéaire la relation entre tension et courant. Les courants de référence sont calculés par une soustraction avec les courants de charge. Le facteur de puissance est maintenu égal à l'unité. Le développement de cette méthode avec des ADALINE [23] ainsi que d'autres nouvelles méthodes neuronales sont proposées dans le chapitre 3.

Parmi les méthodes d'identification les plus anciennes, nous pouvons citer la méthode de la transformée de Fourier rapide (Fast Fourier Transform) (FFT) dans le domaine fréquentiel. Cette méthode est bien adaptée aux charges dont le contenu harmonique varie lentement. Elle donne aussi l'avantage de sélectionner les harmoniques individuellement et de ne compenser que les plus prépondérants. Pour cela, une grande puissance de calcul est nécessaire afin de réaliser, en temps réel, toutes les transformations nécessaires pour extraire les harmoniques. P. K. Dash [102] a proposé de reconstruire un signal par un réseau ADALINE avec en entrée les fonctions  $\cos \theta$  et  $\sin \theta$ . Les poids correspondent alors aux coefficients des séries de Fourier. La figure 2.15 montre la reconstruction des courants de différents types de la charge non linéaire. Les figure 2.15 a)–d) donnent des estimations des courants et les figure 2.15 a.1)–d.1) représentent les 4 premiers coefficients de Fourier estimés par des ADALINE. Ces coefficients correspondent à  $\cos \theta$ ,  $\sin \theta$ ,  $\cos 2\theta$  et  $\sin 2\theta$ . En outre  $a_2 = b_2 = 0$  car ces types de charge ne contiennent pas d'harmoniques paires (voir figure 2.2). Cette approche est intéressante pour classer les différents types de charges en se basant sur le contenu harmonique obtenu après l'estimation. Par exemple, pour les charges qui ne créent pas des harmoniques de rang  $3k$ , on les classe dans le type triphasé.

En fixant des seuils pour les harmoniques d'ordres 5 et 7 (harmoniques les plus significatifs créés par les charges non linéaires triphasées), nous pouvons classer toutes les charges dont le spectre harmonique est inférieur aux seuils comme charges triphasées de type 1. Dans le cas contraire elles sont de type 2.

Les charges ayant des composantes d'ordre  $3k$  sont généralement des charges monophasées. De même, nous pouvons fixer un seuil pour l'harmonique d'ordre 3 dans le même objectif de les distinguer. En observant les deux figure 2.2 a) et b), si on fixe un seuil pour l'harmonique d'ordre 3 à 40%, nous pouvons reconnaître les charges de types redresseur monophasé à filtre capacitif. Cette idée est une étape préliminaire pour pouvoir estimer de manière globale les types de charge. Pour plus de précision, il faudra peut être travailler sur une norme. Cela est important quand le réseau électrique devient petit à petit « *intelligent* » (*Smart Grid*). Nous pourrions contrôler les charges dans le réseau à travers son spectre harmonique.

### e. Méthodes de commande de l'onduleur et du filtre de sortie

L'onduleur est l'équipement qui permet de réinjecter les courants harmoniques identifiés dans le réseau par commutation des transitoires de puissance. Sa modélisation mathématique, au vu de la complexité du dispositif, ne pourra être qu'approchée, par exemple comme dans [54].

$$F_1(s) = K \frac{1 - e^{-s \cdot T_e}}{s} \quad (2.47)$$

avec  $T_e$  la période d'échantillonnage,  $K$  le gain de l'onduleur.

Le système à commander est alors un onduleur ayant la fonction de transfert approximative  $F_1$  dans (2.47) et un filtre de sortie ayant la fonction de transfert dans (2.34). Ce système d'ordre 3 (voir l'équation 4.29 dans le chapitre 4, la section 4.4.1) peut être commandé soit de manière classique soit de manière avancée.

◆ **Commande classique** Pour cette catégorie de commande, simple à concevoir, il est obligatoire de disposer et de connaître les paramètres du processus. Il est donc difficile, avec cette approche, de commander des systèmes complexes en présence des perturbations et des mauvaises estimations des paramètres. Le correcteur PID (Proportionnel–Intégral–Dérivé) et la commande RST (composée de trois polynômes) sont les contrôleurs classiques les plus fréquemment utilisés dans l'industrie.

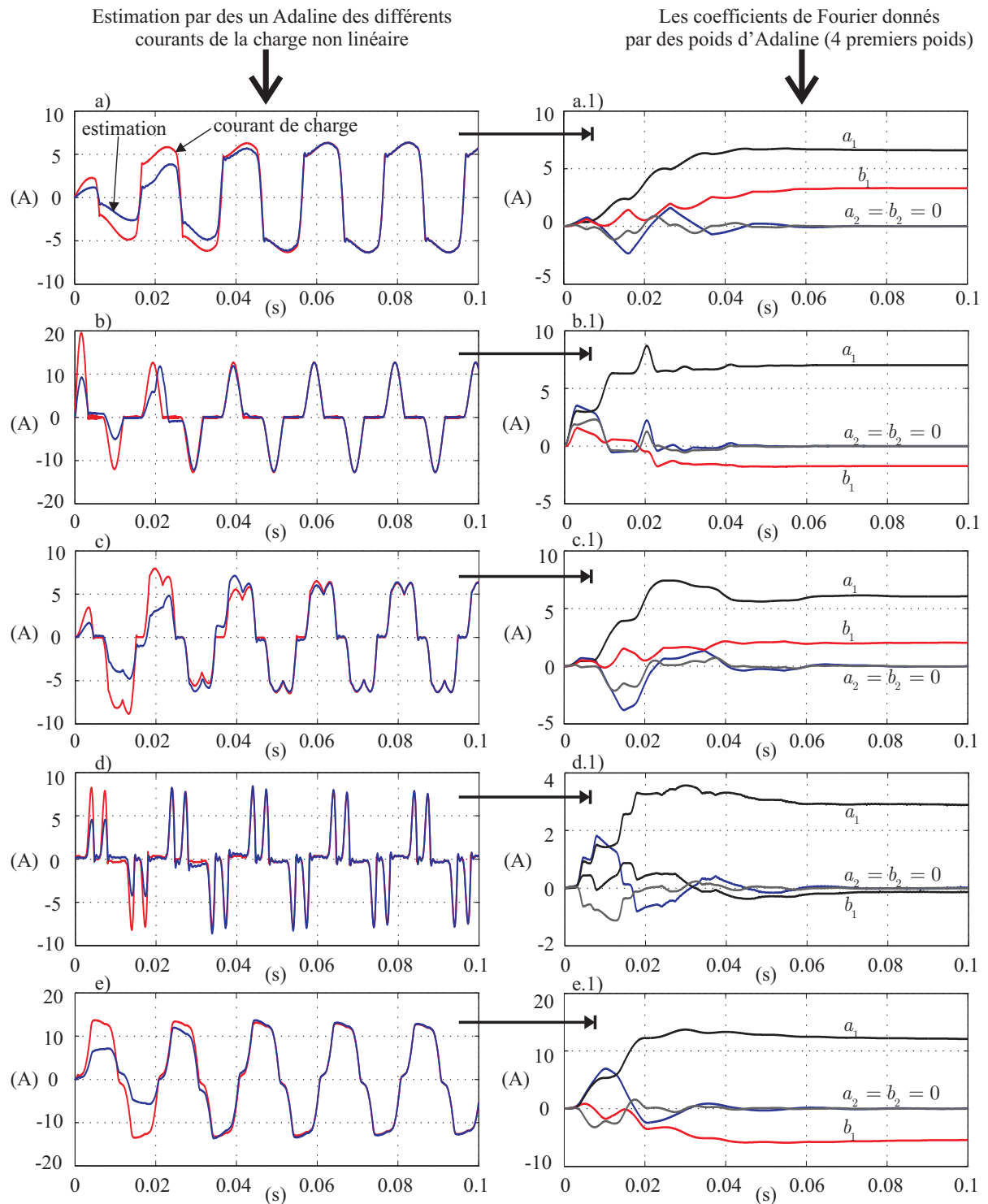


Figure 2.15 – Reconstruction d'un signal par un ADALINE

◆ **Commande avancée** Le FAP associé à un onduleur et un LPF de troisième ordre peut être considéré comme un système complexe en raison de la dynamique des harmoniques à haute fréquence, par la complexité du mode de fonctionnement des transistors, par l'échauffement des composants etc. Afin de s'affranchir des limitations des contrôleurs classiques, nous proposons d'investir des techniques avancées de l'automatique. Parmi ces méthodes : Les RN, la logique floue, le neuro-flou, le mode glissant, la commande adaptative, la commande optimale, etc.

La commande neuromimétique se révèle comme étant l'une des plus performantes sans nécessiter de connaissances a priori sur le système grâce à ses facultés d'apprentissage [6] [9] [45].

La logique floue fut développée par Lofti Zadeh en 1965 et elle a été appliquée dans plusieurs équipements comme : les machines à laver, les systèmes de climatisation, les robots, les réseaux de transport, etc. La commande par la logique floue se décline en 5 étapes [103] [37] : la fuzzification, la base de données, la base de règles, l'inférence floue et la défuzzification. La fuzzification transforme les valeurs réelles à entrées du système vers les valeurs floues. Elles sont alors compatibles avec la représentation d'ensembles flous dans la base de règles. La base de règles est la stratégie de commande du système. Elle est normalement obtenue par des connaissances d'experts ou heuristiques et exprimée par une structure Si-Alors (If-Then). L'évaluation des règles est basée sur le concept de l'inférence floue alors que des antécédents et des conséquences sont associés aux variables linguistiques. La défuzzification est une dernière étape de la commande par la logique floue. Elle comporte des fonctions d'appartenance des valeurs linguistiques. La sortie du système peut alors être formée par l'union des fonctions d'appartenance et cela, par plusieurs méthodes (le centre de gravité, la valeur maximale, etc.). La commande par la logique floue ne dépend pas du modèle mathématique, elle est basée sur l'heuristique et elle est donc capable d'incorporer l'intuition humaine et l'expérience.

Le neuro-flou est une combinaison de l'apprentissage des RN avec les connaissances a priori de la logique floue.

La commande par mode glissant est une méthode de commande avancée qui peut apporter une certaine robustesse face à l'incertitude des paramètres. Le principe de fonctionnement de la commande par mode glissant consiste d'abord à attirer les états du système dans une région convenablement sélectionnée, puis de concevoir une loi de commande qui maintient toujours le système dans cette région. En résumé, une commande en mode glissant peut être divisée en deux parties :

- Une première partie de détermination d'une région d'espace d'état telle qu'une fois que le système est dans cette région il ait un comportement désiré,
- Une seconde partie permettant de faire une loi de commande qui conduit le système jusqu'à cette région d'espace d'état.

La commande adaptative se base sur un observateur automatique dont l'objectif est d'estimer les paramètres du système. Le contrôleur est conçu à l'aide de ces paramètres estimés en tenant compte de la dynamique du système et des perturbations l'affectant.

Les méthodes de commande indiquées ci-dessus donnent une idée de la diversité des solutions dans le domaine de la commande des systèmes dynamiques. Nos travaux sont essentiellement centrés sur les RN (en grande partie), la logique floue et le neuro-flou qui ont aujourd'hui un fort impact dans le domaine de l'électronique de puissance.

Dans ce travail, notre objectif est de développer les méthodes d'identification des harmoniques de courant et de tensions ainsi que de développer la commande en utilisant les techniques neuromimétiques. La commande par logique floue sera également explorée. En particulier, elle peut être combinée avec des réseaux de neurones pour une commande neuro-floue. Ces différentes techniques sont développées dans le chapitre 4.

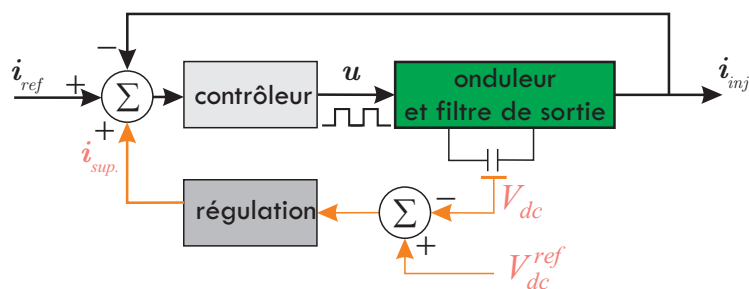


Figure 2.16 – Principe de la commande de la tension continue d'un VSI

### f. Régulation de la source de tension continue

Dans le filtre actif, la source de tension continue joue le rôle d'une source de puissance pour produire les tensions alternatives à la sortie de l'onduleur. En raison des pertes dues aux commutations et à l'effet Joule dans les composants passives du LPF, la tension continue a tendance à baisser, par conséquent les courants d'injection sont dégradés. Il est donc nécessaire de maintenir cette grandeur à une valeur constante prédéfinie. Ce travail doit se faire par l'adjonction d'un courant actif fondamental supplémentaire dans le courant de référence. Généralement, la source d'énergie associée à l'onduleur est un condensateur [48] [91] [54]. Pour charger ce condensateur il faut lui fournir une puissance active qui viendra nécessairement du réseau. Le schéma 2.16 montre le contrôle de la tension continue. Un simple correcteur PI peut être utilisé comme un contrôleur. Pour améliorer les performances, un correcteur PI neuronal constitué d'un réseau ADALINE a été étudié dans [89] pour adapter les coefficients  $K_p$  et  $K_i$  en fonction du changement des paramètres dynamiques du système. Nous verrons une étude détaillée dans le chapitre 4 de ce rapport. Une autre manière d'interpréter la commande de tension continue est de considérer le système en terme de puissance. La régulation de cette tension continue donnera une somme constituée de la puissances active liée aux pertes et d'une autre partie équivalente à la puissance homopolaire dans le réseau (si elle existe). Ce principe sera montré dans le chapitre 4.

#### 2.2.2.3 Filtre actif universel (FAU)

Le FAU est aussi appelé le contrôleur des puissances transmises (Unified Power Flow Controller) (UPFC) où le FAP est connecté avec le FAS par les condensateurs  $C_{dc-1}$  et  $C_{dc-2}$  communs comme le montre la figure 2.17 a) [49].

Nous pouvons représenter ce filtre par un schéma équivalent qui exprime des courants, des tensions et un échange de puissance entre les deux convertisseurs [54].

Dans la figure 2.17 b), et en présence d'une charge non linéaire produisant des courants harmoniques et d'une perturbation de tension au niveau de la source, nous avons un UPFC qui compense la tension  $v_{inj}$  (par le FAS) et qui compense également les courants harmoniques  $i_{inj}$  ainsi que la puissance réactive (par le FAP). Finalement, le courant de la source  $i_s$  et la tension appliquée à la charge  $v_{L-abc}$  deviennent des signaux sinusoïdaux et équilibrés suite à la compensation. Cette structure nous permet l'amélioration de la qualité des systèmes de transmission d'énergie, la commande dynamique de la puissance réactive ainsi que la commande des flux de puissance. Le contrôle de la puissance réactive est utilisé pour la correction du facteur de puissance, la régulation de la tension et pour la stabilité du système. La commande du flux de puissance est importante car elle augmente la capacité de transmission de la puissance sur une ligne de transmission. L'amélioration de la transmission de puissance nous permet d'éviter la construction de nouvelles lignes en parallèle et permet ainsi de réduire l'impact sur l'environnement.

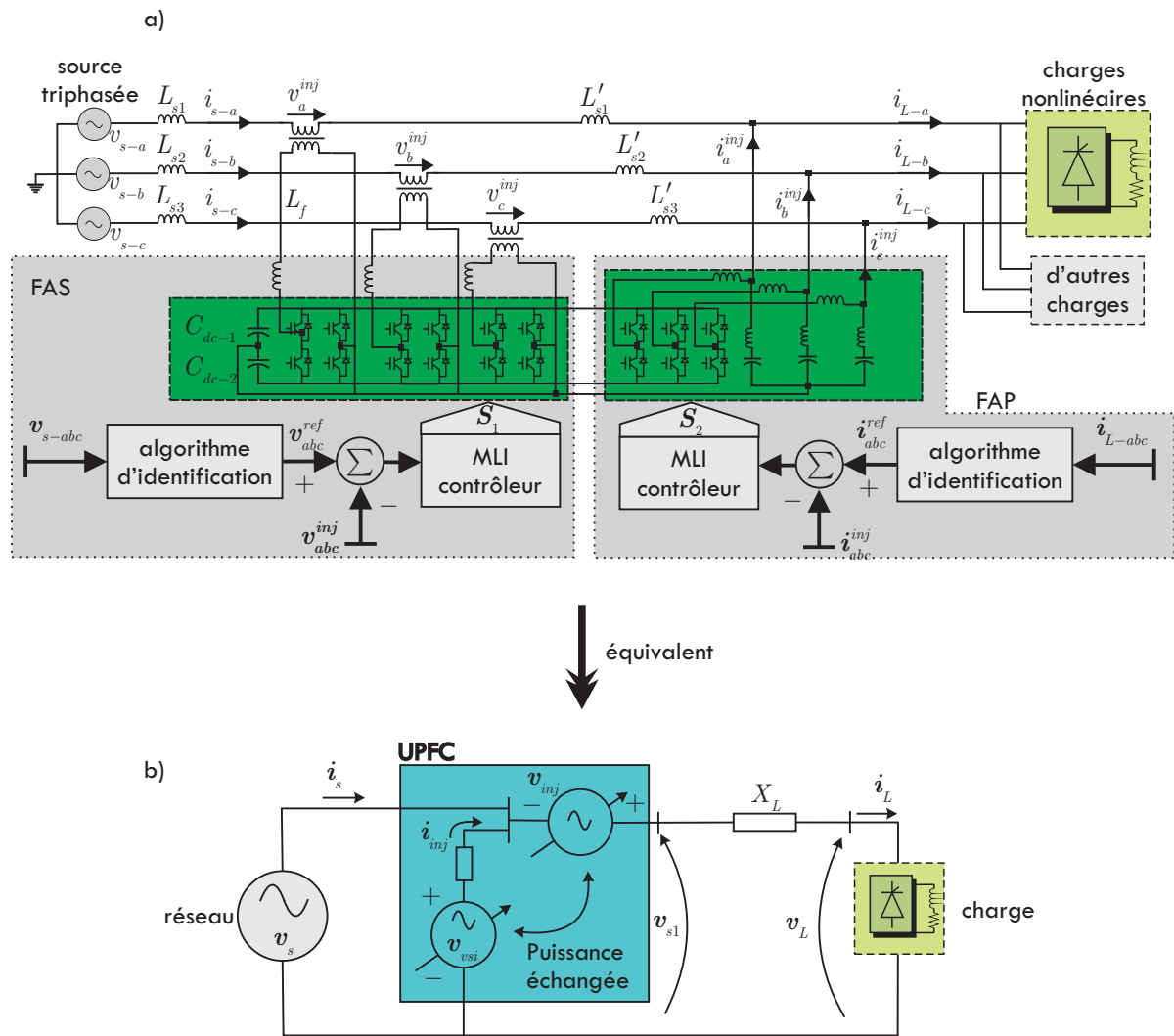


Figure 2.17 – Structure d'un UPFC

La figure 2.18 montre les performances d'un FAU. Les paramètres du réseau sont pris comme dans le cas du FAS (section 2.2.2.1). Les figure 2.18 a), figure 2.18 b) et figure 2.18 c) donnent les résultats de la compensation par le FAS. La figure 2.18 d) montre les courants générés par la charge non linéaire. La figure 2.18 e) montre la performance de la commande d'un VSI pour l'injection des courants de référence (des courants harmoniques) dans le réseau. Les courants en amont du FAP deviennent sinusoïdaux. De plus, la gestion des puissances instantanées est réalisée par la commande de ces deux filtres [54] [104] [66].

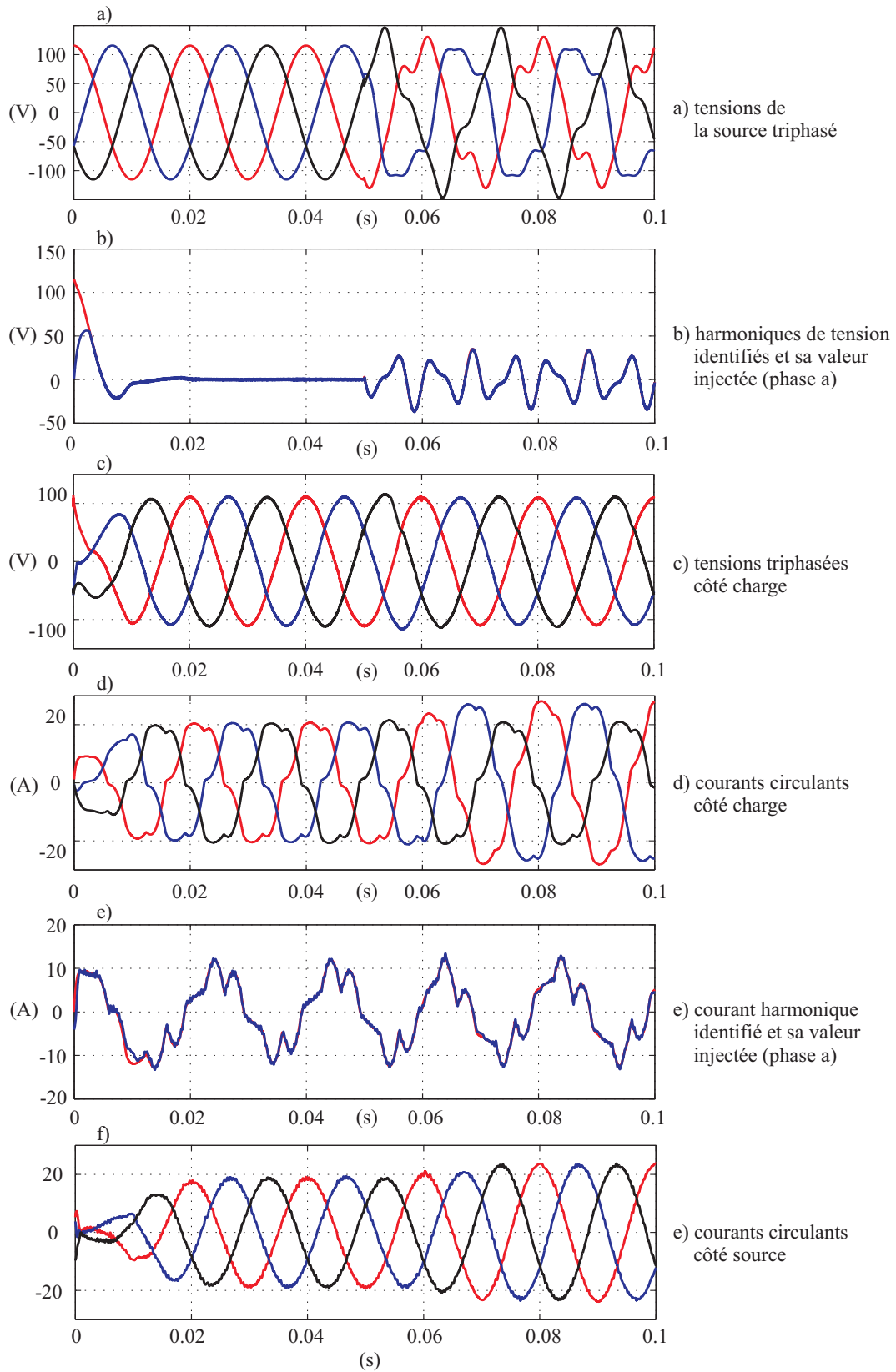


Figure 2.18 – Performances d’un UPFC (simulation) : les tensions (source) et les courants (charge) sont compensés pour améliorer la qualité d’énergie de la distribution



## 2.3 Conclusion

Tableau 2.5 – Comparaison des filtres actifs

	Filtre actif parallèle (FAP)	Filtre actif série (FAS)	Filtre actif universel (FAU)
Objectif	Compensation des harmoniques de courant	Protection des charges sensibles à la perturbation de tension	deux fonctions de FAP et de FAS
Circuit de puissance	Onduleur de tension et filtres de sortie	Onduleur de tension et des transformateurs	Combinaison de deux circuits
Opération	Source de courant $i_{inj}$	Source de tension $v_{inj}$	Sources $i_{inj}$ et $v_{inj}$
Charge non linéaire	Pont Diode/Thyristor avec charge inductive	Pont de diode avec charge capacitive	
Fonction supplémentaire	Compensation de la puissance réactive	Régulation de la tension du réseau triphasée	Gestion des puissances instantanées

Tableau 2.6 – Influence des paramètres au comportement d'un FAP

Paramètres	Objectifs	Problèmes
$C_{dc}$	Petit condensateur pour réduire la perte (minimiser l'énergie pour charger le condensateur)	Une petite valeur de $C_{dc}$ conduit à une grande variation de $V_{dc}$ pendant le régime transitoire. Dans l'environnement de recherche, cette valeur varie de 3 mF à 9 mF
$V_{dc}$	Assez grand pour assurer la dynamique de la compensation. Cette valeur est référencée à moins de 300 V dans les laboratoires	Pertes élevées (pour une grande valeur de $V_{dc}$ donnée il faut apporter plus de puissance pour charger le condensateur)
$L_1, L_2$	Une petite valeur de $L_1$ et de $L_2$ pour une réponse rapide et pour compenser les courants de forte amplitude	Une petite valeur de $L_1$ et de $L_2$ augmente la fréquence de commutation qui est limitée par certains composants électroniques, en plus, on retrouvera les harmoniques à haute fréquence à côté source. Normalement, cette l'inductance vaut de 2 mH à 10 mH pour un réseau à basse tension

## 2.3 Conclusion

Dans ce chapitre, les problématiques liées aux réseaux électriques triphasés lorsque des charges non linéaires sont connectées sont présentées. Les différents types de filtrage sont décrits permettant de résoudre les problèmes provoqués. Notre travail portera sur le FAP en utilisant les techniques neuromimétiques. Les développements des techniques neuromimétiques embarqués au sein d'un FAP assurent un contrôleur rapide, robuste et adapté vis-à-vis des problèmes présentés. Les techniques neuronales sont également utilisées pour la commande d'autres systèmes électriques comme le convertisseur à résonance, les machines tournantes... Une synthèse du FAP, du FAS et du FAU est donnée dans le tableau 2.5. En particulier, dans le FAP, les paramètres des composantes utilisées sont synthétisés par le tableau 2.6.



# Identification intelligente des harmoniques en filtrage actif

**A**FIN D'AMÉLIORER LA QUALITÉ des courants côté source, le FAP a besoin d'une étape appelée identification pour séparer efficacement la composante fondamentale et estimer individuellement les harmoniques de courant générés par la connexion de la charge non linéaire sur le réseau. Pourquoi introduisons nous l'identification intelligente alors qu'il existe plusieurs méthodes d'identification dans la littérature ? En effet, la transformation rapide de Fourier, la méthode des ondelettes, etc. dans [105] demandent une grande charge de calcul et ne sont pas adéquates avec les changements rapides de la charge. Par contre, la caractéristique du réseau linéaire ADALINE peut être exploitée pour estimer instantanément des signaux (puissances, tensions et courants) en présence des changements rapides de la charge ou de conditions indésirables dans le réseau électrique (déséquilibre de tensions et de courants par exemple) afin d'obtenir des courants à réinjecter.

Dans ce chapitre, plusieurs méthodes d'identification des courants de la charge non linéaire basées sur des réseaux de neurones ADALINE sont présentées. Elles sont principalement basées soit dans le repère des puissances instantanées, soit dans le repère des courants de la charge. Dû au fait que ces algorithmes d'identification exigent la connaissance des composantes directes et la phase instantanée de la tension, une PLL triphasée neuronale a été étudiée. L'avantage de la PLL neuronale par rapport à la PLL classique est la caractéristique adaptative à une grande plage de variation de la fréquence en présence de perturbations sur la tension.

Ce chapitre est organisé de la manière suivante : on présente d'abord la PLL neuronale basée sur la méthode P-Q. Les méthodes neuronales d'identification sont ensuite développées. Ces dernières sont finalement comparées et évaluées à l'aide d'une plate-forme expérimentale.

### 3.1 Boucle à verrouillage de phase neuronale

Dans le réseau électrique triphasé, la PLL est utilisée pour détecter des composantes symétriques (directe, inverse et homopolaire) ainsi que la phase instantanée (la fréquence) de la tension. Dans [50]

[51] [106] [107], des PLL triphasées sont présentées. Les trois tensions dans le repère  $a-b-c$  sont transformées dans le repère de Park où la composante directe  $V_d$  est égale à zéro si nous disposons d'une bonne estimation de la phase instantanée  $\theta_d$ . Les caractéristiques non adaptatives de la commande classique (PI, RST) et le LPF utilisé sont des inconvénients principaux de la PLL conventionnelle. En effet, le contrôleur classique est limité par une plage de fonctionnement de la fréquence, en plus les gains fixes du contrôleur rendent la PLL non adaptative aux variations de la fréquence du signal. Le LPF produit un retard, voire crée une instabilité dans la boucle fermée de l'oscillateur contrôlé en tension (Voltage Controlled Oscillator) (VCO).

Le réseau ADALINE est donc un des outils pour améliorer la précision de l'estimation et la robustesse de la PLL. Les sections suivantes présentent les différentes approches neuronales pour détecter la phase instantanée et les composantes symétriques des tensions perturbées.

### 3.1.1 Poursuite de la fréquence

Dans l'identification des courants de la charge, il est indispensable de connaître de manière précise les principaux paramètres du signal dont la fréquence fondamentale du réseau<sup>B</sup> qui est un paramètre important. Il existe plusieurs méthodes pour identifier la fréquence fondamentale d'un réseau en présence des perturbations (les harmoniques et le déséquilibre). P. K. Dash [16] a proposé d'utiliser un réseau de neurone ADALINE pour extraire la fréquence fondamentale en se servant des tensions de charge [108]. Akagi [54] nous montre qu'il est possible de faire une poursuite de la fréquence basée sur la théorie de la puissance instantanée en utilisant des *puissances fictives*. Le filtre de Kalman est également utilisé pour estimer la fréquence du signal [109]. L'identification de la fréquence (la phase instantanée) est délicate dans la cas où il y a des perturbations de tensions et de courants dans le réseau. Ici, nous avons étudié plusieurs méthodes et effectué une comparaison de leurs performances validées par des simulations et également par des essais expérimentaux.

#### 3.1.1.1 Méthode de P. K. Dash basée sur un ADALINE

Considérons un signal qui décrit une tension ou un courant par :

$$y(t) = \sum_{n=1}^{\infty} A_n \cdot \sin(n\omega t + \phi_n) \quad (3.1)$$

avec  $A_n$  l'amplitude du  $n^{\text{ème}}$  terme,  $\omega_n = n\omega$ , sa pulsation et  $\phi_n$  sa phase. En utilisant le signal retardé  $y(t - T_e)$  et  $y(t - 2T_e)$ , nous allons obtenir :

$$y(t) = (2 \cos \omega_1 T_e) \cdot y(t - T_e) - y(t - 2T_e) + \sum_{n=2}^{\infty} 2 \cdot A_n \cdot \left\{ \cos(n\omega_1 T_e) - (\cos \omega_1 T_e) \right\} \cdot \left\{ \sin(n\omega_1(t - T_e) + \phi_n) \right\} \quad (3.2)$$

où  $T_e$  est le temps d'échantillonnage.

Dans le cas où les harmoniques ne sont pas présents, nous pouvons réécrire le signal  $y(t)$  par :

$$y(t) = (2 \cos \omega_1 T_e) \cdot y(t - T_e) - y(t - 2T_e) \quad (3.3)$$

B. Le concept de fréquence n'a de sens que dans le régime permanent et vaut la dérivée temporelle de la phase instantanée.

### 3.1 Boucle à verrouillage de phase neuronale

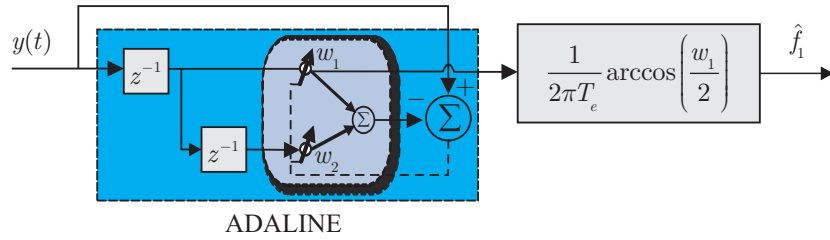


Figure 3.1 – ADALINE pour estimer la fréquence sans harmoniques dans le signal

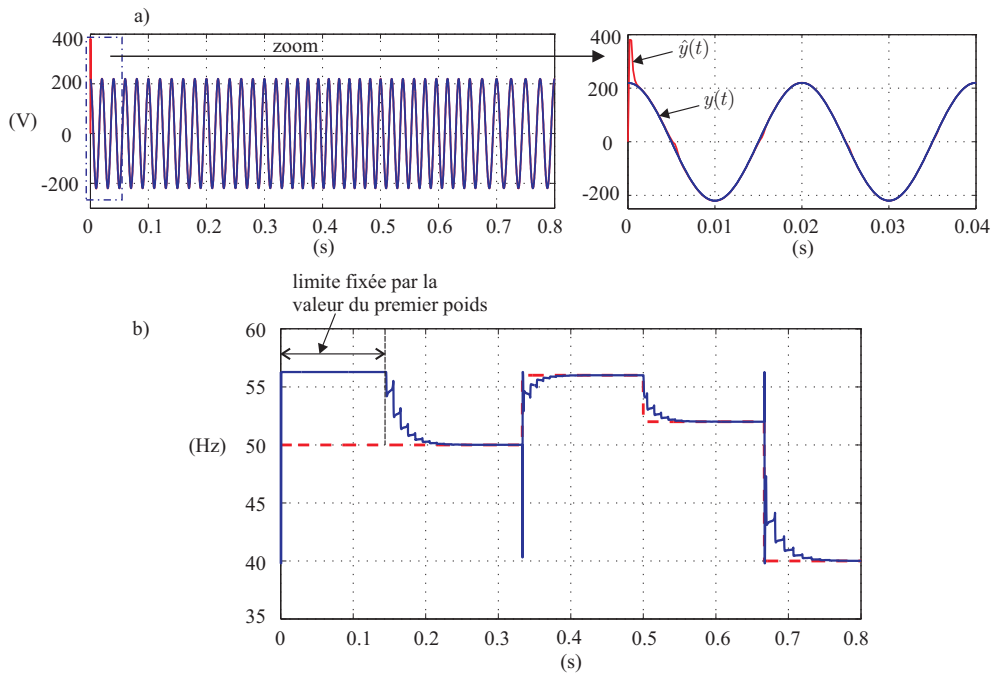


Figure 3.2 – Estimation de la fréquence avec ADALINE (sans harmoniques)

En prenant  $y(t - T_e)$  et  $y(t - 2T_e)$  comme entrées d'un ADALINE (figure 3.1), ses poids s'adapteront et convergeront vers  $2 \cos \omega_1 T_e$  et  $-1$  après l'apprentissage. La fréquence fondamentale est donc calculée par l'expression :

$$\hat{f}_1 = \frac{1}{2\pi T_e} \cdot \arccos \frac{w_1}{2} \quad (3.4)$$

L'algorithme d'apprentissage de l'ADALINE est du type LMS avec un coefficient d'apprentissage  $\eta = 0.4$ . Le résultat montré dans la figure 3.2 est obtenu avec un signal sinusoïdal de courant et illustre l'estimation de la fréquence avec un changement. Nous pouvons constater que le signal  $y(t)$  a été bien estimé dans la figure 3.2 a) même avec la présence de changements de la fréquence. La figure 3.2 b) montre l'estimation de la fréquence. Pendant la période de 0 s à 0.15 s, la fréquence estimée  $\hat{f}_1$  est saturée car la valeur du premier poids est limitée à 2. Sur la figure 3.2 a) le signal  $y(t)$  est instantanément estimé après 0 s mais la fréquence n'est bien estimée qu'après 0.2 s soit 10 périodes du signal. Cela est causé par la sensibilité de la fonction  $\arccos$ . Une dizaine de périodes d'onde est donc nécessaire pour que la convergence soit obtenue.

En présence d'harmoniques, la fonction  $\arccos$  reste sensible. La figure 3.3 montre la valeur du poids  $w_1$  en fonction du temps d'échantillonnage pour une fréquence du réseau de 50 Hz. La limite droite correspond à la fréquence de Shannon. Le temps d'échantillonnage court a pour conséquence de faire tendre le poids  $w_1$  vers 2.

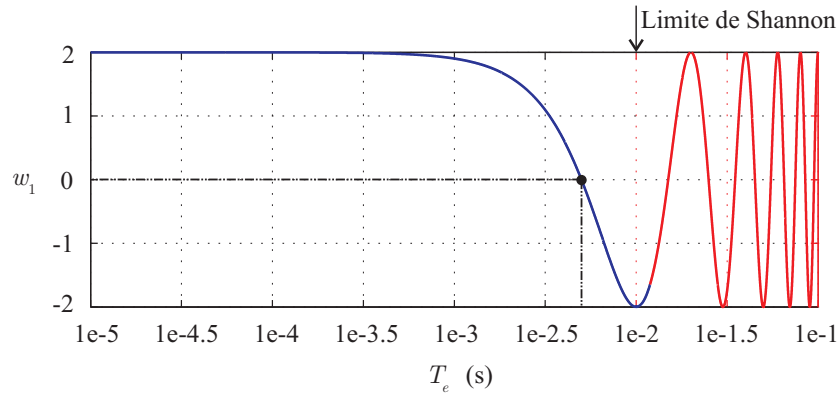


Figure 3.3 – Influence du temps d'échantillonnage sur la valeur de convergence du poids  $w_1$

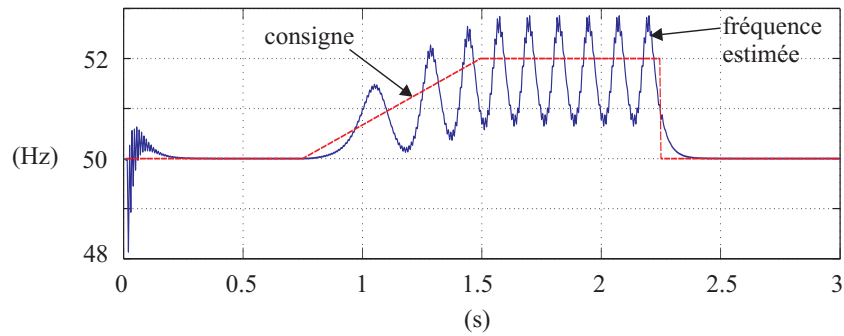


Figure 3.4 – Estimation de la fréquence avec ADALINE en présence des harmoniques

Afin de choisir la fréquence d'échantillonnage la plus appropriée, d'après la figure 3.3, la fréquence optimale devrait éloigner  $w_1$  des bornes 2 et  $-2$  et si possible donner la plus grande dynamique de valeur par rapport à un changement de la fréquence fondamentale. On propose de choisir le temps d'échantillonnage  $T_e = \frac{1}{4f_1}$  afin de maximiser la dynamique et d'assurer la stabilité du système. Il est à noter ici que le choix du temps d'échantillonnage  $T_e = \frac{1}{4f_1}$  a pour conséquence de supprimer une partie des harmoniques existantes dans le courant de charge. Dans notre cas, la valeur de la fréquence d'échantillonnage étant de 200 Hz ( $T_e=5e-3$  s), toutes les fréquences plus grandes que 100 Hz sont éliminées. Le résultat représenté sur la figure 3.4 est obtenu avec un signal comportant 30% d'harmonique 3, 10% d'harmonique 5 et un changement de la fréquence fondamentale de 50 à 52 Hz puis une variation de 52 à 50 Hz.

Il est intuitif de conclure que cette méthode n'est pas adéquate vis à vis des harmoniques. La section suivante présente une variante de cette approche afin d'améliorer la performance de l'estimation de la fréquence en présence d'harmoniques dans le signal (tensions et courants).

### 3.1.1.2 Le réseau ADALINE avec une pré-multiplication

Au lieu de prendre le signal original pour faire le calcul, les auteurs dans [110] proposent de faire une pré-multiplication de ce signal pour accentuer la différence entre les deux signaux de fréquences proches au bout d'une période. Cependant, en présence d'harmoniques, le signal résultant présente des déformations importantes et le rapport cyclique est loin d'être à 50%. L'idée est donc de ne pas faire le produit du signal avec lui même, ce qui en plus introduit une composante continue, mais avec le signal

### 3.1 Boucle à verrouillage de phase neuronale

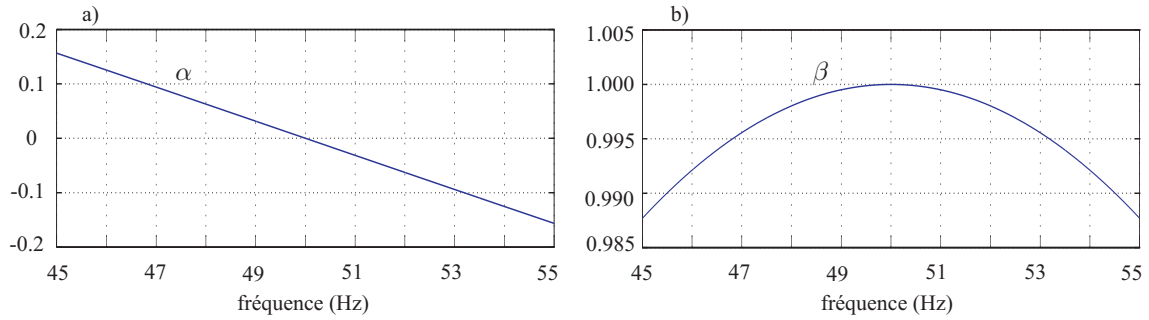


Figure 3.5 – Influence des coefficients en fonction de la fréquence : a)  $\alpha$  ; b)  $\beta$

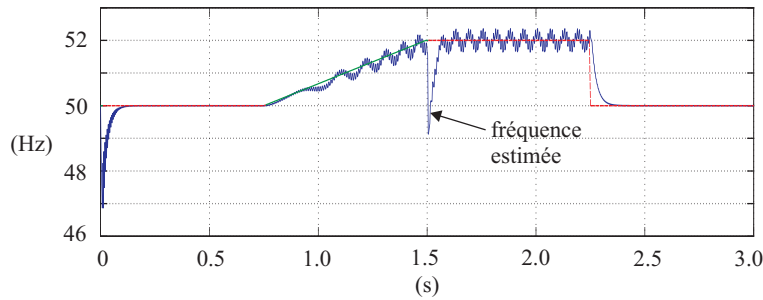


Figure 3.6 – Fréquence estimée avec une pré-multiplication et un ADALINE

retardé de  $D$  périodes d'échantillonnage. Ainsi :

$$\begin{aligned}
 Y(k) &= y(k) \cdot y(k - D) \\
 &= A_1^2 \cdot \sin(\omega k T_e + \phi) \cdot \sin(\omega(k - D)T_e + \phi) \\
 &= \frac{A_1^2}{2} \cdot \cos(\omega D T_e) \cdot \left\{ 1 - \cos(2\omega k T_e + \phi) \right\} - \frac{A_1^2}{2} \cdot \sin(\omega D T_e) \cdot \sin(2\omega k T_e + \phi)
 \end{aligned} \tag{3.5}$$

Posons  $\alpha = \cos(\omega D T_e)$  et  $\beta = \sin(\omega D T_e)$ , l'influence de ces coefficients est montrée dans la figure 3.5 en choisissant  $T_e = 1/(4f_1) = 2.5$  ms (pour  $f_1 = 100$  Hz dans ce cas).  $D$  est calculé par  $D = d/T_e$  avec  $d$  choisi égale à  $T/4 = 5$  ms ( $f = 50$  Hz) pour conserver l'aspect sinusoïdal du signal après la pré-multiplication. Nous constatons que la valeur  $\alpha$  peut être négligeable devant la valeur  $\beta$ .

Le signal  $Y(k)$  peut donc s'écrire sous la forme :

$$Y(k) \cong -\frac{A_1^2}{2} \cdot \sin(2\omega k T_e + \phi) \tag{3.6}$$

L'utilisation de ce signal avec l'approche de la figure 3.1, conduit aux résultats de la figure 3.6. Il est à noter que ce résultat est obtenu avec un signal contenant les mêmes harmoniques que l'exemple de la figure 3.4. L'erreur statique est maintenant plus petite que dans le cas précédent mais il existe un creux causé par l'apprentissage du réseau au moment du changement de la fréquence à  $t = 1.5$  s. En plus des méthodes que nous venons de présenter, il existe d'autres méthodes pour estimer la fréquence fondamentale comme le filtre de Kalman, la détection du passage à zéro [110], etc. Le premier est difficile à régler et nécessite un modèle précis, l'autre est très sensible au bruit. L'approche proposée palie ces défauts.

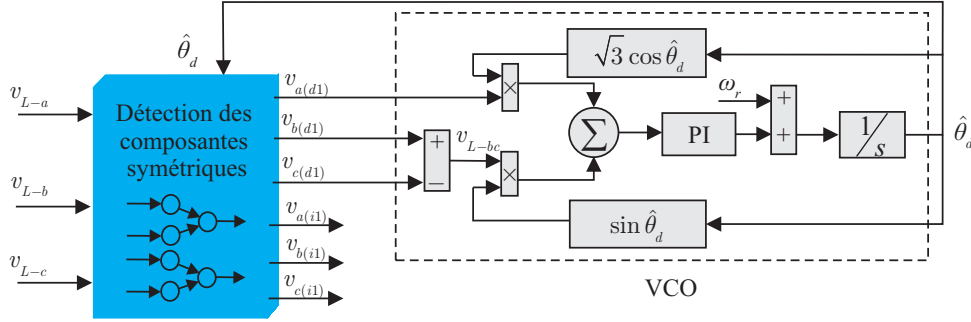


Figure 3.7 – PLL triphasé avec la phase détectée

### 3.1.2 Détecteur des composantes symétriques du système de tension

Dans la littérature, des auteurs ont proposé d'utiliser une PLL avec une commande classique [50] [51] [107] ou avec un réseau ADALINE dans [18] [106]. La méthode des puissances instantanée proposée par Akagi [91] [54] donne l'expression des puissances instantanées comme suit :

$$\begin{aligned} p &= v_\alpha i_\alpha + v_\beta i_\beta \\ q &= -v_\alpha i_\beta + v_\beta i_\alpha \end{aligned} \quad (3.7)$$

Basé sur cette formulation, Akagi et al. [54] proposent un détecteur des systèmes direct et inverse de tension.

Supposons qu'on dispose des courants fondamentaux directs, les puissances active et réactive moyennes ne sont alors produites que par ces courants avec les tensions directes. Avec la connaissance de ces puissances moyennes, nous pourrions calculer les tensions directes par (pour simplifier, nous n'écrivons pas le temps  $t$  dans les variables) :

$$\begin{bmatrix} v_{\alpha(d)} \\ v_{\beta(d)} \end{bmatrix} = \frac{1}{(i_{\alpha(d)}^2 + i_{\beta(d)}^2)} \cdot \begin{bmatrix} i_{\alpha(d)} & i_{\beta(d)} \\ i_{\beta(d)} & -i_{\alpha(d)} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \bar{p} \\ \bar{q} \end{bmatrix} \quad (3.8)$$

Le schéma de la figure 3.7 décrit cette méthode avec un VCO. La détection des composantes symétriques est détaillée dans la figure 3.8. On peut remarquer qu'avec les tensions définies par l'équation (3.9) :

$$\begin{aligned} v_{L-\alpha} &= \sum_{n=1}^{\infty} \sqrt{3} \cdot V_{dn} \cdot \cos \theta_{dn} + \sum_{n=1}^{\infty} \sqrt{3} \cdot V_{in} \cdot \cos \theta_{in} \\ v_{L-\beta} &= \sum_{n=1}^{\infty} \sqrt{3} \cdot V_{dn} \cdot \sin \theta_{dn} + \sum_{n=1}^{\infty} -\sqrt{3} \cdot V_{in} \cdot \sin \theta_{in} \\ v_{L-0} &= \sum_{n=1}^{\infty} \sqrt{6} \cdot V_{0n} \cdot \cos \theta_{0n}, \end{aligned} \quad (3.9)$$

les courants correspondants permettant de produire des puissances constantes sont alors :

$$i_{L-\alpha(d1)} = \sqrt{3} \cdot I_{d1} \cdot \cos \theta'_{d1} \quad (3.10)$$

$$i_{L-\beta(d1)} = \sqrt{3} \cdot I_{d1} \cdot \sin \theta'_{d1} \quad (3.11)$$

avec  $\theta'_{d1} = \theta_{d1} + \delta_1$ ,  $\delta_1$  le déphasage entre les tensions et les courants fondamentaux. Il est à noter que les valeurs de  $\delta_1$  et  $\sqrt{3}I_{d1}$  sont facultatives car pour différentes valeurs de ces variables, nous obtenons



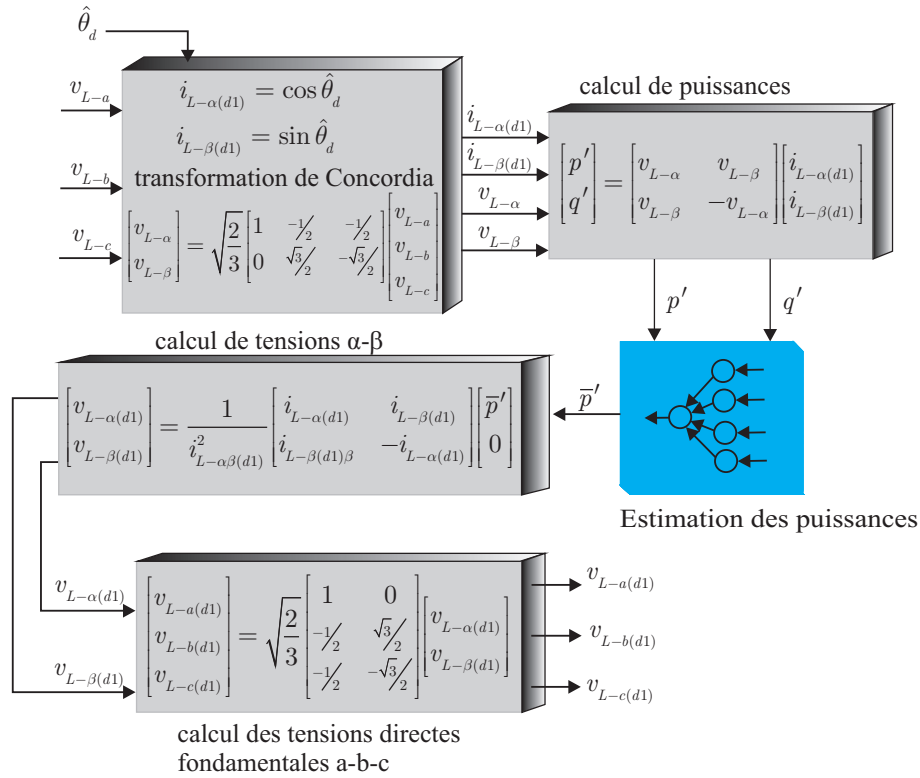


Figure 3.8 – Détection du système direct des tensions

différentes puissances mais selon l'équation (3.8), nous avons toujours les mêmes tensions directes. Pour simplifier le calcul, nous choisissons  $\delta_1 = 0$  et  $\sqrt{3}I_{d1} = 1$ , cela revient à imposer  $q = 0$ . Par conséquent, nous n'utilisons qu'un seul ADALINE pour extraire la composante continue de la puissance active. Le réseau ADALINE est montré dans la figure 3.9.

Pour la détection du système inverse, les courants fictifs seront choisis comme étant :

$$i_{L-\alpha(i1)} = \cos \theta_{i1} \quad (3.12)$$

$$i_{L-\beta(i1)} = -\sin \theta_{i1} \quad (3.13)$$

Il est également possible de remplacer le VCO commandé avec un correcteur PI par un réseau ADALINE (comme le montre la figure 3.10) pour détecter la phase instantanée.

Nous allons procéder à deux essais simulés sous Matlab/Simulink avec ces deux méthodes de poursuite de la fréquence. Le premier essai vise à détecter le système direct et le système inverse de tensions avec la fréquence constante. Le deuxième essai vise à détecter le système direct de tensions avec une variation (un pas) de la fréquence en présence de 30% d'harmonique de rang 3 et 15% d'harmonique de rang 5. La figure 3.11 donne le résultat avec la fréquence détectée par un VCO qui comporte un correcteur PI. La figure 3.12 donne les résultats avec la fréquence obtenue par un réseau ADALINE. En observant les deux figures, nous constatons que le résultat obtenu avec le réseau ADALINE est moins rapide que la commande PI classique au début ( $t = 0$  s à  $t = 0.04$  s), car le réseau a besoin d'un temps d'apprentissage. Pour le deuxième essai, il apparaît que les performances du réseau de neurone en présence d'un changement de fréquence sont meilleures que celles obtenus par la méthode classique. Cela est présenté dans la figure 3.13. Nous voyons que le réseau ADALINE a besoin de 0.05 s pour atteindre le régime permanent suite au changement de la fréquence tandis que le correcteur PI a besoin de 0.4 s. En

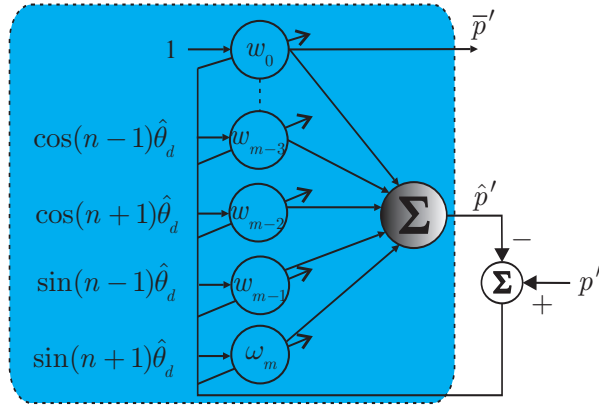


Figure 3.9 – ADALINE pour l’estimation de la puissance  $p'$

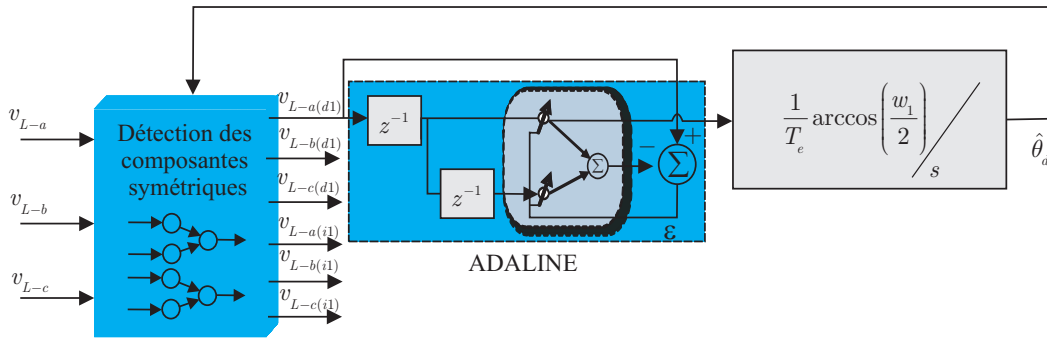


Figure 3.10 – PLL triphasé avec la fréquence détectée par un ADALINE

plus, pendant la période  $t = 0.2 \text{ s}$  à  $t = 0.6 \text{ s}$ , une petite oscillation de la fréquence est présente. Avec le VCO celle-ci est égale à 0.08 Hz, et avec le réseau ADALINE, elle est égale à 0.01 Hz.

Avec les résultats obtenus, nous pouvons conclure que l’approche basée sur une estimation de puissance pour détecter la phase instantanée et les composantes symétriques est plus robuste que celle utilisant les retards du signal. En effet, en introduisant un estimateur de la puissance moyenne, tous les harmoniques à haute fréquence sont éliminés. Cela rend plus efficace et aide à l’estimation de la fréquence par le deuxième ADALINE. La section suivante présente des résultats expérimentaux de l’estimation des composantes symétriques et de la phase instantanée de la tension du réseau.

### 3.1.3 Résultats expérimentaux

Afin d’évaluer la performance de la PLL neuronale proposée, quelques comparaisons expérimentales avec une PLL triphasée conventionnelle ont été effectuées. La plateforme expérimentale principale est décrite par la figure 3.14. Le système triphasé est alimenté par une Génératrice Synchrones (GS) entraînée par une Machine à Courant Continu (MCC). Par un changement du courant d’excitation de la MCC, on modifie la fréquence des tensions triphasées fournies à la sortie. Ces tensions sont principalement perturbées par des harmoniques 3, 5, 7, 9 dues à la GS comme montrées par la figure 3.15. La méthode neuronale d’extraction des composantes symétriques de tension et les différentes PLL ont été implémentées sur une carte dSPACE DS1104 avec une période d’échantillonnage  $T_e = 0.1 \text{ ms}$ . Les méthodes proposées ont été comparées à une PLL conventionnelle avec les paramètres suivants :  $K_p = 0.3$  et  $K_i = 0.02$ .

### 3.1 Boucle à verrouillage de phase neuronale

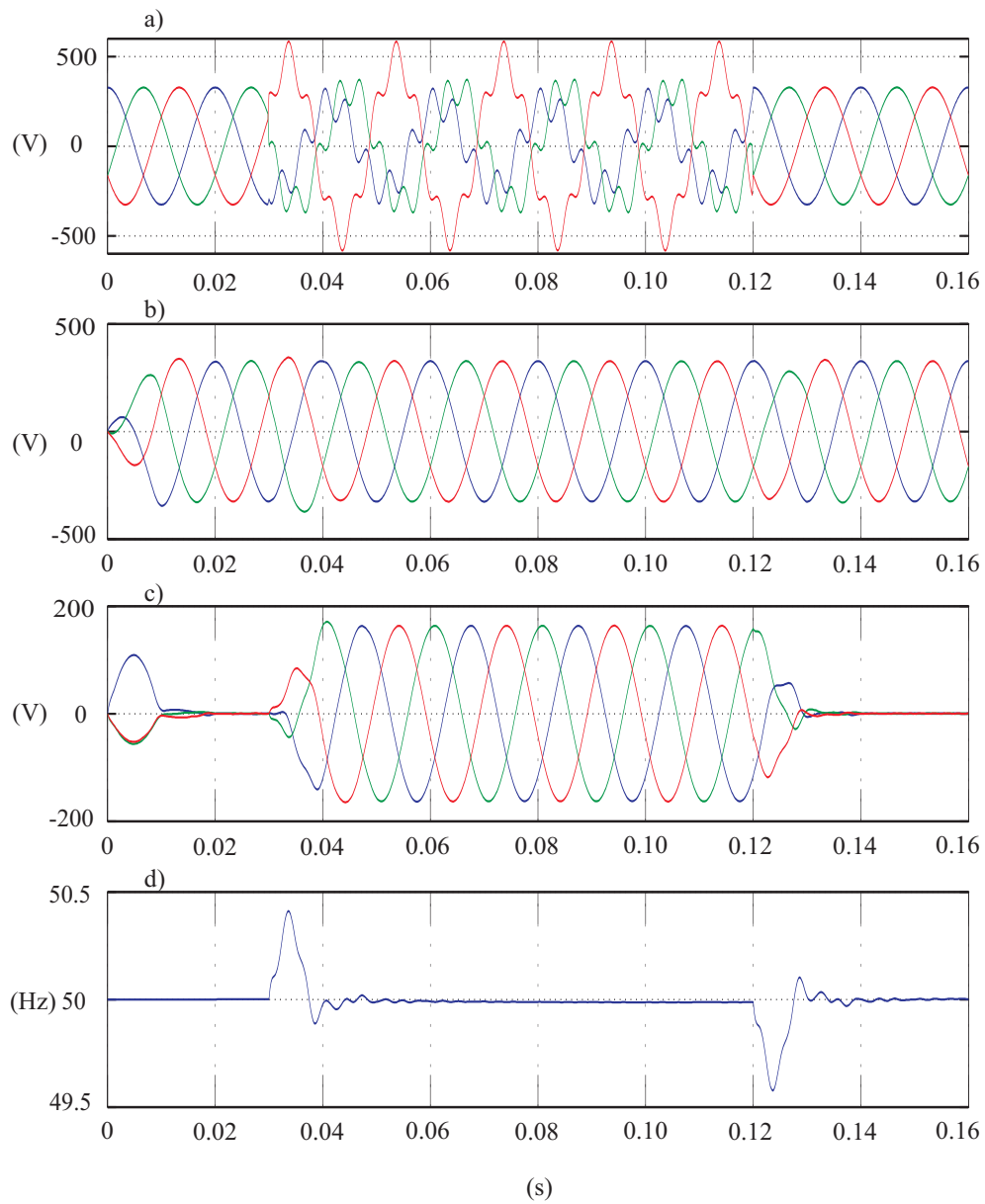


Figure 3.11 – Résultats obtenus avec un VCO classique (simulation) : a) tensions de la source ; b) système direct de tensions ; c) système inverse de tensions ; d) fréquence estimée

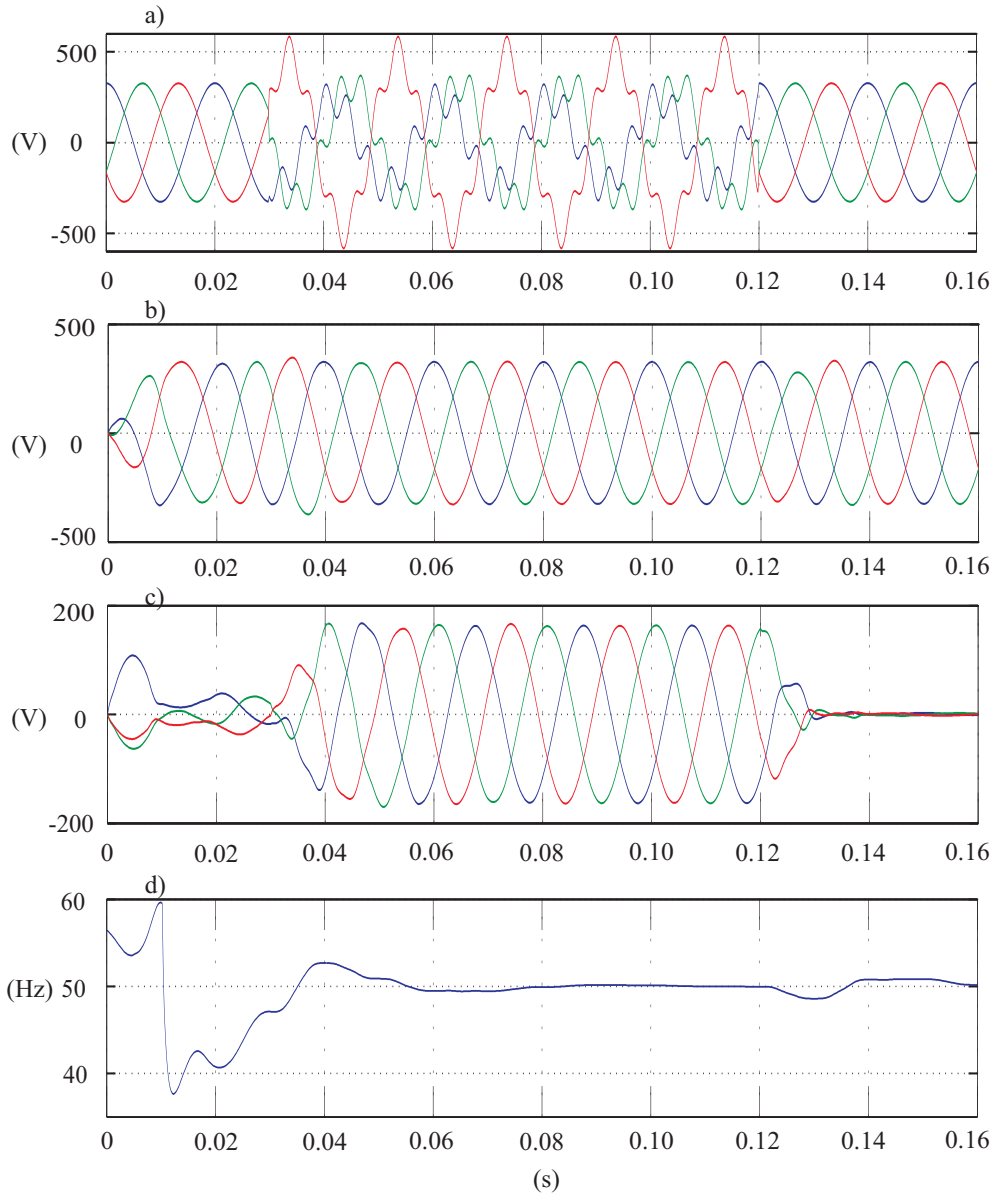


Figure 3.12 – Résultats obtenus avec un réseau ADALINE (simulation) : a) tensions de la source ; b) système direct de tensions ; c) système inverse de tensions ; d) fréquence estimée

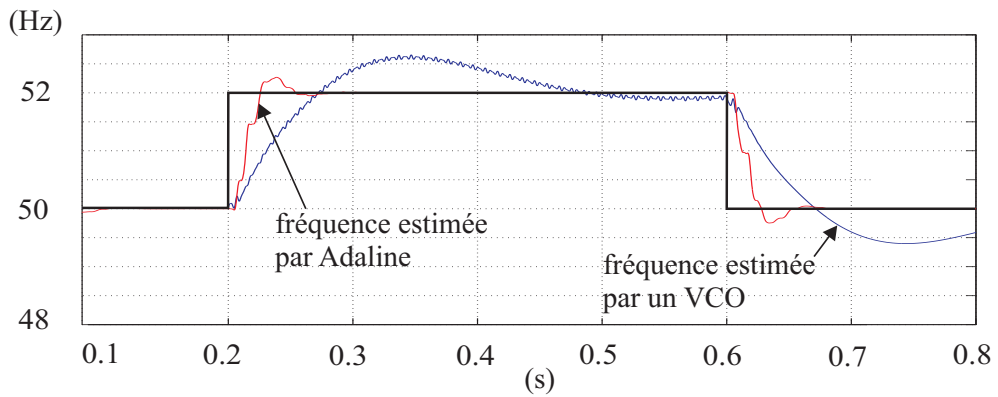


Figure 3.13 – Poursuite de la fréquence en présence des harmoniques 3 et 5 (simulation)

### 3.1 Boucle à verrouillage de phase neuronale

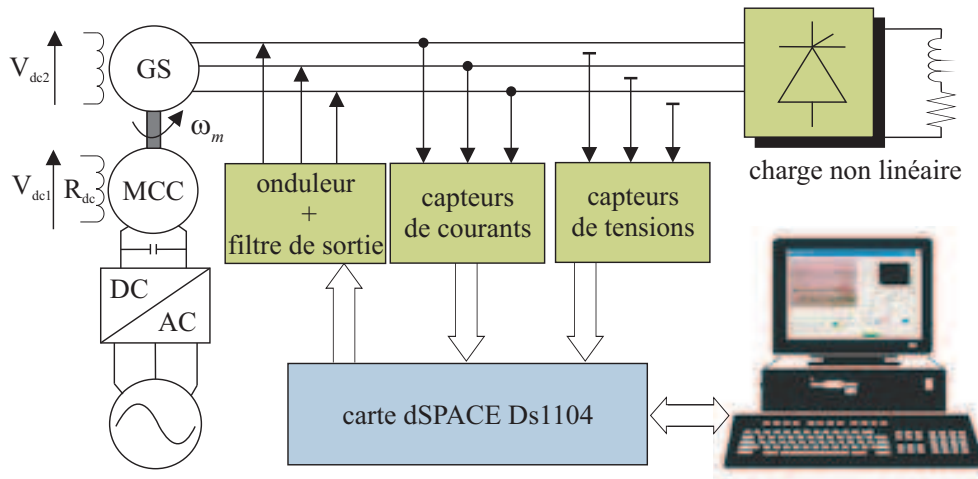


Figure 3.14 – Plateforme expérimentale

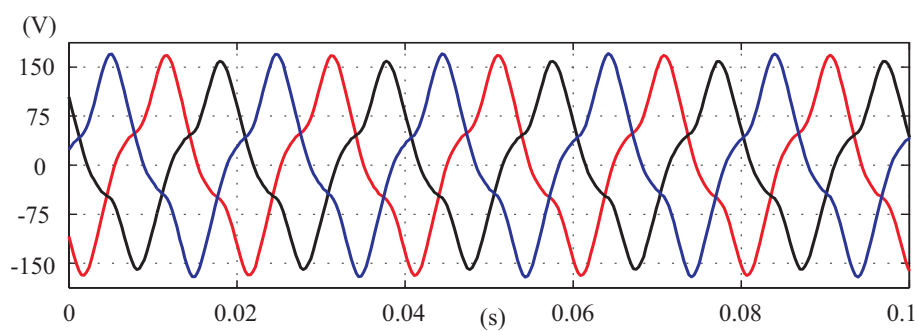


Figure 3.15 – Système de tensions triphasé généré par le dispositif expérimental de la figure 3.14 (expérimentation)

### 3.1.3.1 Poursuite de la fréquence et détection des composantes symétriques avec un système de tensions perturbé

#### a. Extraction des composantes directes de tensions

Les méthodes proposées ont été mises en oeuvre afin d'estimer instantanément les composantes directes de tension et la fréquence. Pour modifier la fréquence nous avons ajouté une résistance sur le circuit d'excitation de la MCC. Cette résistance est court-circuitée périodiquement. Par une valeur de la résistance prédéfinie, les fluctuations de fréquence sont contenues dans l'intervalle  $49,7 \leq f \leq 50,7$  Hz et commutent périodiquement entre ces deux valeurs.

La figure 3.16 a) montre le changement de la fréquence du réseau ainsi que les deux estimations. Pour montrer la différence entre les deux approches, les figure 3.17 a) et b) montrent deux agrandissements correspondant aux deux premiers changements de la fréquence. On voit qu'avec l'approche basée sur le réseau ADALINE, la fréquence est estimée sans dépassement, le temps de réponse peut être amélioré en augmentant légèrement le coefficient d'apprentissage. Il est à noter qu'avec les deux autres approches basées sur le VCO, on peut tout à fait régler les gains ( $K_p$  et  $K_i$ ) ainsi que les paramètres du LPF pour obtenir une réponse rapide (avec un grand dépassement) ou lente (sans dépassement). Cela confirme l'avantage d'adaptabilité de la PLL basée sur l'apprentissage par rapport à des méthodes classiques. Les composantes directes de tensions obtenues avec l'approche neuronale développée dans la section 3.1.2 sont présentées par la figure 3.16 b). Cette figure montre les contours de la tension mesurée côté charge  $v_{L-a}$ , le contour de la tension directe  $v_{L-a(d)}$  estimée par l'approche neuronale ainsi que par une PLL triphasée conventionnelle. Nous voyons que la composante de tension directe estimée par l'approche neuronale a le même contour que la tension de source. On peut voir également que l'approche neuronale est plus rapide qu'une PLL conventionnelle. La performance d'une PLL conventionnelle dépend forcément du filtre passe-bas et du régulateur PI utilisés. Les composantes directes de tensions sont obtenues en moins de 100 ms avec l'approche neuronale tandis que la PLL conventionnelle nécessite approximativement 20 s pour atteindre le régime permanent.

La qualité des tensions directes estimées peut être évaluée par son spectre fréquentiel. La figure 3.18 montre le spectre de fréquence de ces tensions directes en régime permanent (pour  $140s \leq t \leq 150s$ ). Si la tension de source contient effectivement des harmoniques (principalement d'ordre 3 et 5), ceci n'est pas le cas des composantes directes de tension estimées par les deux méthodes. On peut également constater que l'estimation de la composante fondamentale par l'approche neuronale est meilleure que la méthode conventionnelle. Les erreurs d'amplitude du fondamental sont respectivement moins de 1% et moins de 4%.

Les trois méthodes donnent une évaluation satisfaisante, cependant, la fréquence estimée avec la PLL neuronale est meilleure en terme de robustesse et de rapidité. Avec son aptitude adaptative, la PLL neuronale peut poursuivre instantanément la fréquence avec une bonne précision et sans dépassement contrairement au VCO régulé par un correcteur PI.

#### b. Détection des composantes inverses de tensions

Les composantes inverses de tensions ont également été détectées avec les méthodes présentées. Le résultat est montré sur la figure 3.19 b). On peut voir que la méthode d'extraction neuronale est plus rapide que la PLL conventionnelle conçue avec un filtre passe-bas et un régulateur PI.

Les performances sont évaluées par la représentation spectrale montrée sur la figure 3.20. La composante fondamentale est estimée avec une erreur de 1% par l'approche neuronale, par contre elle est de

### 3.1 Boucle à verrouillage de phase neuronale

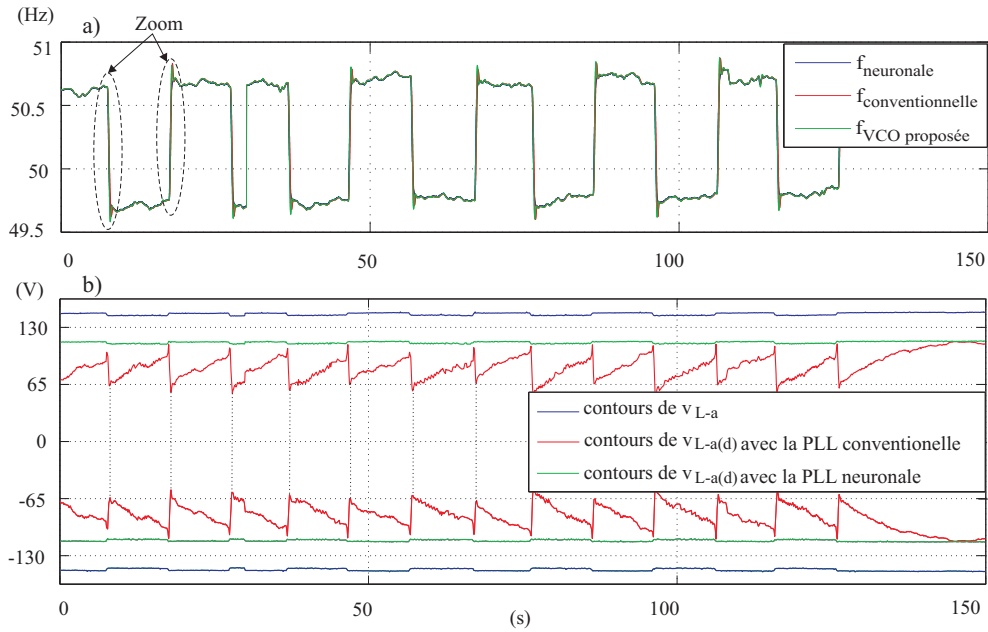


Figure 3.16 – a) Poursuite de la fréquence ; b) Détection des composantes directes des tensions (expérimentation)

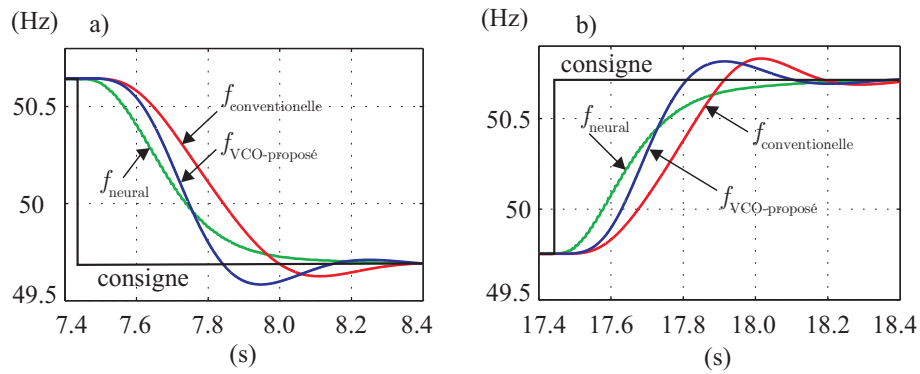


Figure 3.17 – Zoom de la fréquence estimée de la figure 3.16 : a) Premier changement ; b) Deuxième changement (expérimentation)

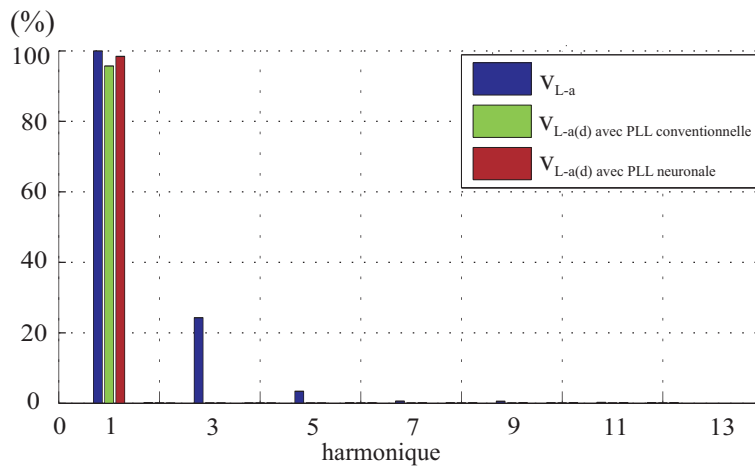


Figure 3.18 – Spectre fréquentiel de la tension directe estimée (phase a) (expérimentation)

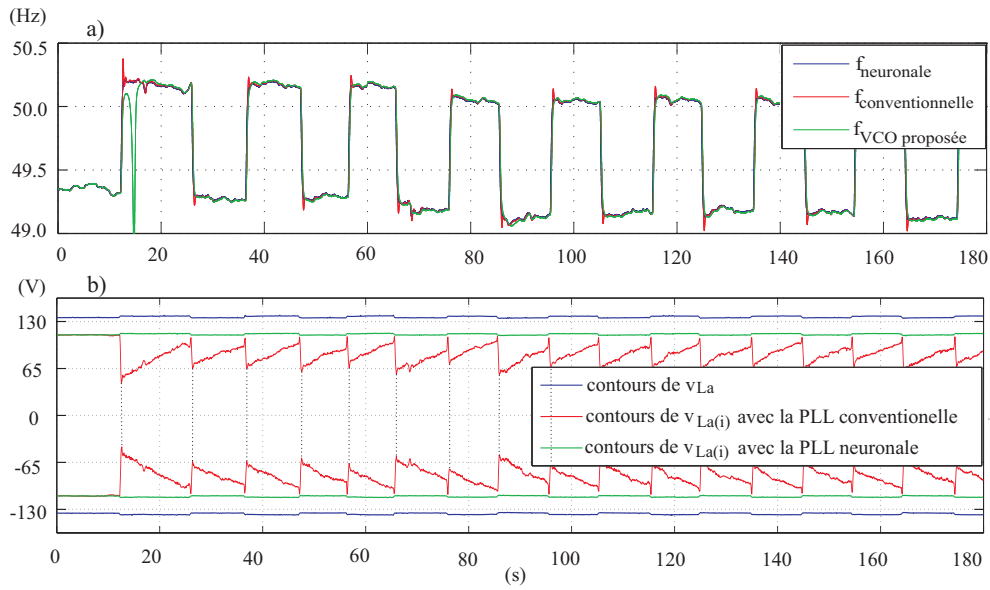


Figure 3.19 – a) Pursuite de la fréquence ; b) Détection des composantes inverses de tension (expérimentation)

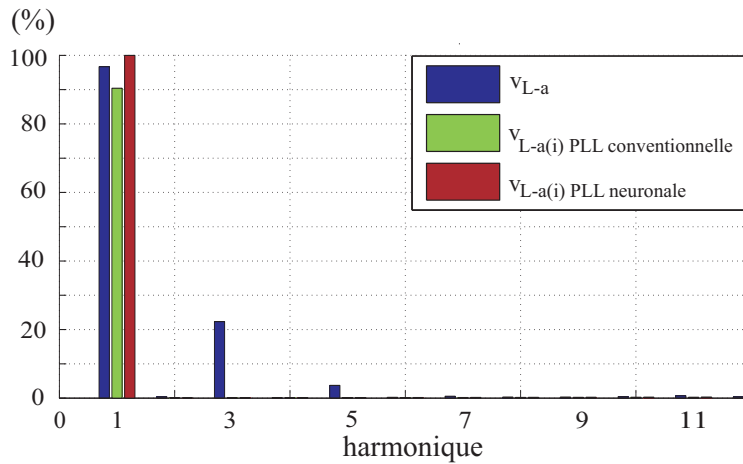


Figure 3.20 – Spectre fréquentiel de la tension inverse estimée (phase a) (expérimentation)

4% avec la PLL conventionnelle. Les fréquences estimées par les trois méthodes sont montrées sur la figure 3.19 a). La PLL neuronale fournit une meilleure estimation en terme de robustesse, de performance et de rapidité comparée à l’algorithme de détection de phase instantanée proposé dans la figure 3.7 et à la PLL conventionnelle. Un facteur important qui affecte les performances des méthodes est le temps de calcul consommé par chacune d’elle. Pour les méthodes conventionnelles, la transformation entre les différents repères de référence (du  $a-b-c$  au  $\alpha-\beta$ , du  $\alpha-\beta$  au  $d-q$ , et vice versa) doit être prise en charge. De plus, le retard produit par le filtre passe-bas et par le correcteur PI n’est pas négligeable. Au contraire, la PLL neuronale peut répondre instantanément car l’ADALINE est une fonction de régression linéaire, sa convergence est rapide et ses poids sont itérativement corrigés afin de fournir une sortie précise à chaque pas de calcul.



### 3.1 Boucle à verrouillage de phase neuronale

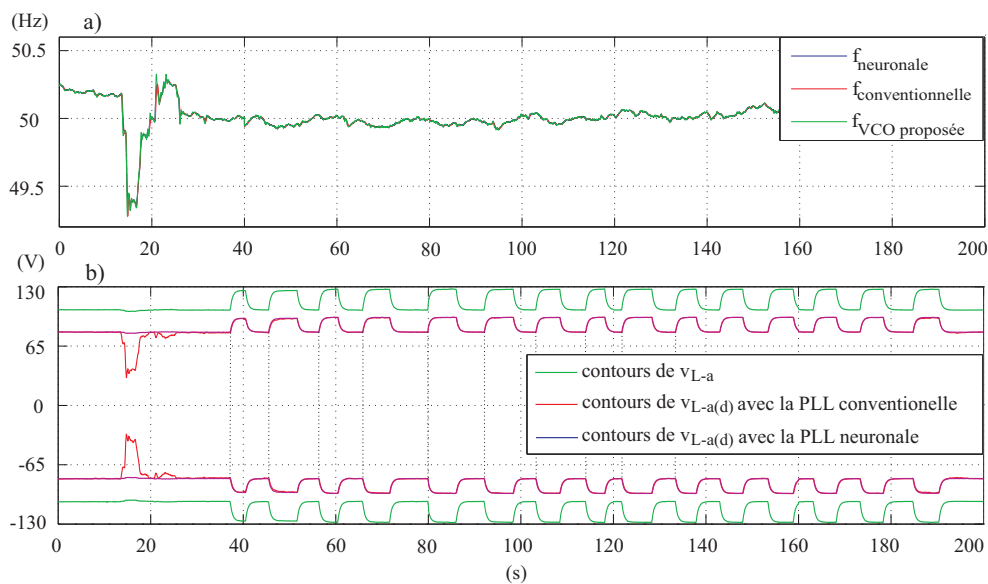


Figure 3.21 – a) Pursuite de la fréquence ; b) Composantes directes avec une variation des tensions (expérimentation)

#### c. Détection des composantes symétriques avec une variation des tensions

Les tests précédents sont mis en oeuvre avec un système triphasé de tensions ayant une amplitude constante. Dans cette section, la fréquence ainsi que les tensions triphasées sont modifiées. L'amplitude de la tension triphasée est modifiée en mettant deux sources de tensions continues en série pour l'excitation de la machine synchrone et en shuntant l'une périodiquement. La fréquence fluctue légèrement autour de 50 Hz et est soudainement changée à  $t = 13$  s comme le montre la figure 3.21 a) . L'objectif est d'évaluer la robustesse de ces méthodes dans des conditions dégradées.

Les tensions sont représentées (figure 3.21) seulement par leurs contours pour une phase. La tension  $v_{L-a}$  est représentée, et sa composante directe est estimée avec la méthode neuronale et la PLL conventionnelle. La composante directe estimée par la PLL conventionnelle est approximativement identique à celle obtenue avec la PLL neuronale quand la fréquence change légèrement. Cependant, dans le cas du changement brutal de la fréquence, le détecteur neuronal peut livrer instantanément la valeur précise de tension tandis que la PLL conventionnelle a besoin de plusieurs secondes afin d'établir le régime permanent. Les mêmes commentaires peuvent s'appliquer pour l'extraction des composantes inverses de tensions qui sont illustrées par la figure 3.22.

Avec les résultats présentés au dessus, la PLL neuronale avec sa réponse rapide et ses aptitudes d'apprentissage peut être considérée comme l'estimateur le plus précis dans des conditions de tensions et de fréquence dégradées.

#### 3.1.3.2 Détection des composantes symétriques des tensions à fréquence constante et avec coupure d'une phase

Cette section présente les résultats d'expérimentation pour détecter le système direct et le système inverse des tensions avec la fréquence du réseau triphasé maintenue constante. Dans la figure 3.24, le système de tensions de la source est perturbé d'abord par les creux dus aux commutations des thyristors et ensuite par une coupure d'une phase (un des cas le plus extrême dans les systèmes de distribution) à

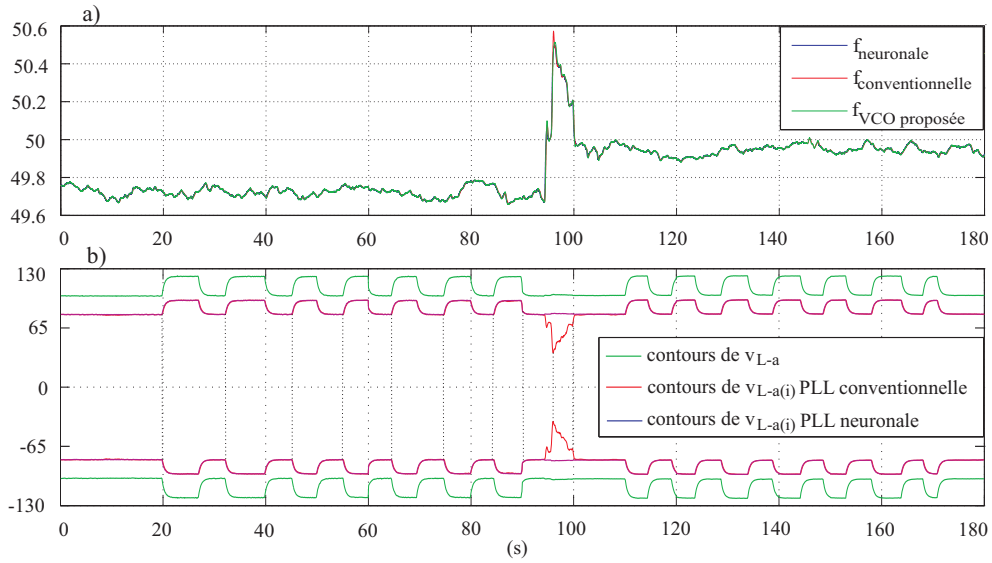


Figure 3.22 – a) Poursuite de la fréquence b) Composantes inverses avec une variation des tensions (expérimentation)

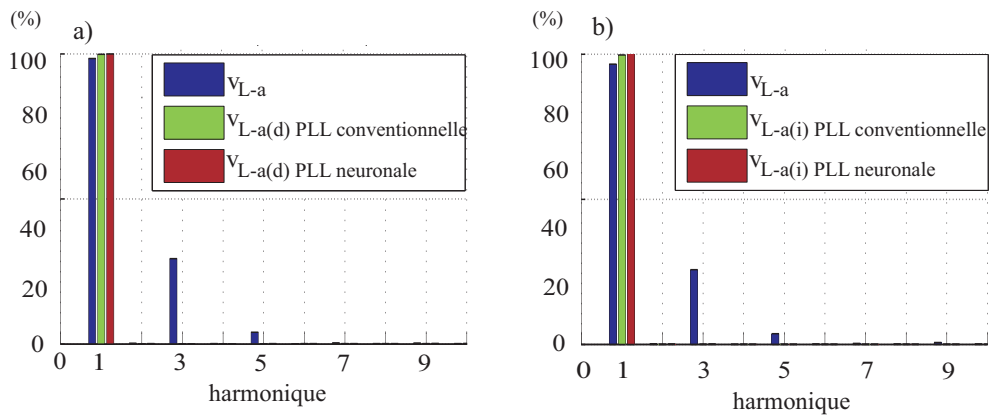


Figure 3.23 – Spectre fréquentiel : a) Tension directe ; b) Tension inverse

### 3.1 Boucle à verrouillage de phase neuronale

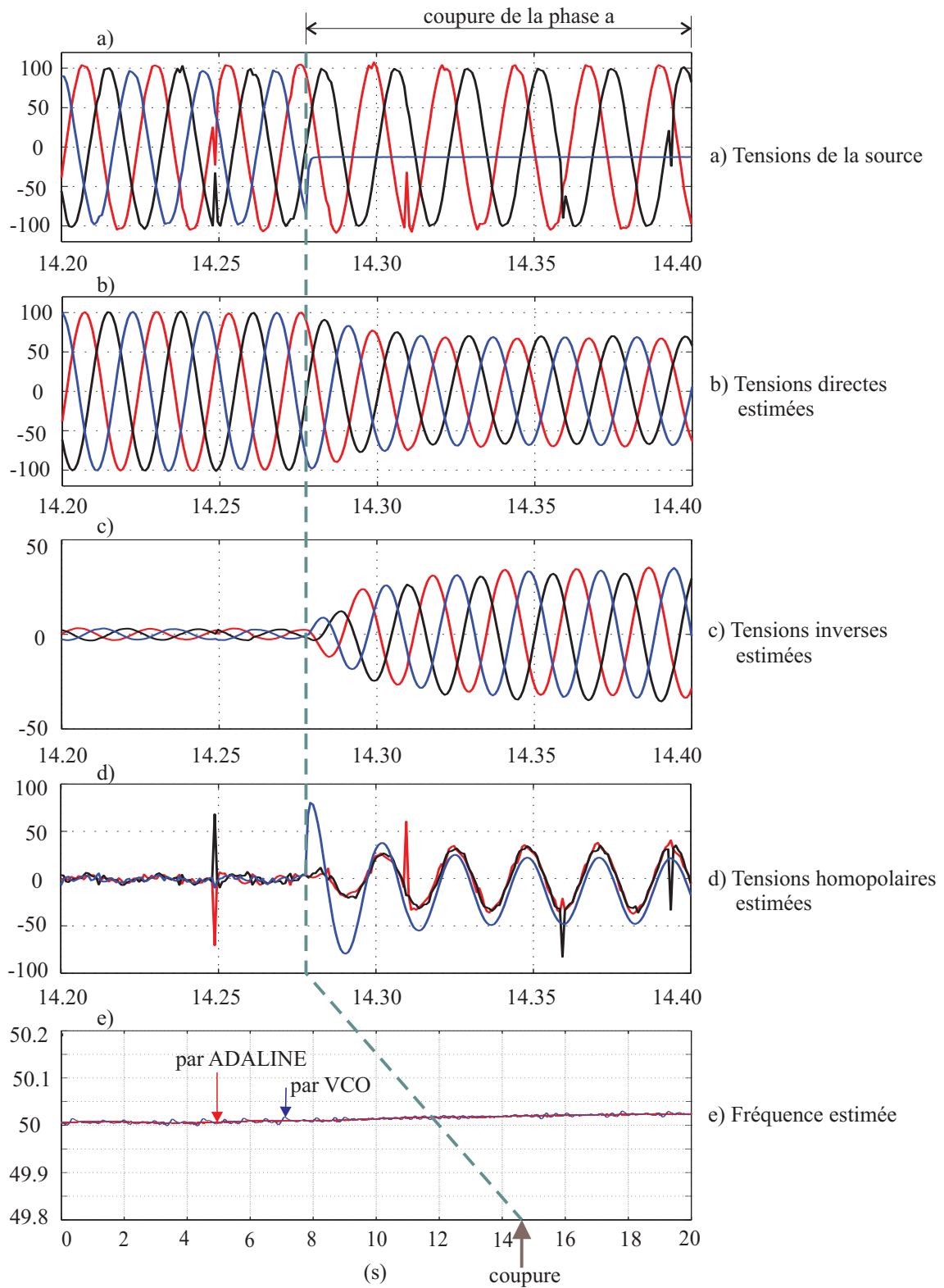


Figure 3.24 – Extraction des systèmes direct, inverse et homopolaire de tensions (expérimentation)

l'instant  $t = 14.28$  s. Nous voyons que dans l'intervalle de  $t = 14.2$  s à  $t = 14.28$  s, le système direct des tensions coïncide avec le système des tensions de source. Une fois que le système est déséquilibré, les réseaux ADALINE nécessitent 0.06 s pour atteindre le régime permanent où le système inverse est défini. La fréquence est également suivie avec une bonne précision et une robustesse convenable. Lorsque la phase est coupée, la mesure correspondante de tension donne une tension continue (*offset*). Ce défaut se répercute sur la figure 3.24 d) avec un décalage.

En conclusion, les résultats de la figure 3.24 confirment que la PLL à base de réseaux ADALINE est rapide et robuste vis à vis des perturbations de tensions. A noter qu'avec la PLL triphasée classique, le temps de réponse est supérieur à celui de la méthode neuronale. Cela a été vérifié par plusieurs essais et a été montré expérimentalement dans les sections précédentes.

## 3.2 Schémas neuronaux d'identification des harmoniques de courant

### 3.2.1 Modélisation des systèmes électriques triphasés

La recherche sur le calcul et sur l'interprétation physique de l'énergie transmise dans un circuit électrique apparaît avec la définition de Budeanu en 1927 et de Fryze en 1930 [111]. Le concept présenté par Fryze utilise les valeurs efficaces pour une analyse des puissances. Il considère le système triphasé comme un système unique dans le domaine temporelle tandis que l'approche de Budeanu définit les composantes dans le domaine fréquentielle. Elle n'est appliquée qu'aux formes générales de tensions et de courant en *régime permanent*. Le développement des composantes électroniques qui génèrent des harmoniques conduit le système à un nouvel état que les deux définitions précédentes ne sont pas capables de résoudre et peuvent donner des interprétations incorrectes. Par exemple, la définition de Budeanu présente la puissance active et réactive par l'expression suivante [54] :

$$P = \sum_{n=1}^{\infty} P_n = \sum_{n=1}^{\infty} V_n \cdot I_n \cdot \cos \phi_n \quad (3.14)$$

$$Q = \sum_{n=1}^{\infty} Q_n = \sum_{n=1}^{\infty} V_n \cdot I_n \cdot \sin \phi_n \quad (3.15)$$

Il faut remarquer que les deux puissances active et réactive définies dans les équations (3.14) et (3.15) ne tiennent pas compte des produits croisés entre la tension et le courant à fréquence différente. Ceci est une limite de cette théorie car elle ne retient que la partie de *puissance moyenne*. De plus, il est indispensable de calculer les valeurs efficaces des tensions et des courants dans ces définitions, elle n'est donc pas valable en régime transitoire. En 1984, Akagi et al. ont présenté la *théorie P-Q instantanée*. Elle est publiée dans le journal *Transactions of the IEE-Japan* [91]. La théorie définie par Akagi est basée sur l'ensemble des puissances instantanées temporelles. De plus, il n'y a pas de contraintes pour la forme des tensions et des courants. Elle est valable non seulement en régime permanent, mais aussi en régime transitoire. Cette théorie peut être utilisée pour analyser les puissances active et réactive ainsi que pour concevoir un système de balance d'énergie flexible dans le système de distribution pour augmenter le facteur de qualité de l'électricité.

Considérons un système de tension et de courant (en régime permanent) sous une forme générale

comme suit :

$$\mathbf{v}_{L-abc}(t) = \sum_{n=1}^N \left( \begin{array}{l} \sqrt{2}V_{dn}\mathbf{C}_{32}\mathbf{P}(\theta_{dn}) \begin{bmatrix} 1 & 0 \end{bmatrix}^T + \sqrt{2}V_{in}\mathbf{C}_{32}\mathbf{P}(-\theta_{in}) \begin{bmatrix} 1 & 0 \end{bmatrix}^T \\ +\sqrt{2}V_{0n}\mathbf{C}_{31}\cos(\theta_{0n}) \end{array} \right) \quad (3.16)$$

De même pour les courants :

$$\mathbf{i}_{L-abc}(t) = \sum_{n=1}^N \left( \begin{array}{l} \sqrt{2}I_{dn}\mathbf{C}_{32}\mathbf{P}(\theta'_{dn}) \begin{bmatrix} 1 & 0 \end{bmatrix}^T + \sqrt{2}I_{in}\mathbf{C}_{32}\mathbf{P}(-\theta'_{in}) \begin{bmatrix} 1 & 0 \end{bmatrix}^T \\ +\sqrt{2}I_{0n}\mathbf{C}_{31}\cos(\theta'_{0n}), \end{array} \right) \quad (3.17)$$

avec  $\mathbf{C}_{32}$ ,  $\mathbf{C}_{31}$  (sous-matrices de Clarke) et  $\mathbf{P}(\theta)$  (matrice de rotation) définies par :

$$\mathbf{C}_{31} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}^T, \quad \mathbf{C}_{32} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -1/2 & \sqrt{3}/2 \\ -1/2 & -\sqrt{3}/2 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{P}(\theta) = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & -\sin(\theta) \\ \sin(\theta) & \cos(\theta) \end{bmatrix}, \quad (3.18)$$

qui ont les propriétés :

$$\mathbf{C}_{32}^T\mathbf{C}_{31} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \end{bmatrix}^T; \quad \mathbf{C}_{31}^T\mathbf{C}_{32} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \end{bmatrix}; \quad \mathbf{C}_{32}^T\mathbf{C}_{32} = \frac{3}{2} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.19)$$

Dans les expressions (3.16) et (3.17),  $n$  est le rang harmonique,  $N$  est le rang harmonique le plus élevé à considérer,  $\theta_{kn} = n\omega_k t + \phi_{kn}$  et  $\theta'_{kn} = \theta_{kn} + \delta_{kn}$  avec  $k = d, i, 0$  sont des phases instantanées de tensions et de courants respectivement.  $\delta_{kn}$  est le déphasage entre la tension et le courant. Les indices  $d, i, 0$  signifient les composantes directe, inverse et homopolaire.

Pour simplifier en terme de calcul des paramètres, la transformation de Concordia dans le repère  $\alpha-\beta-0$  sera faite en menant un système de trois variables ( $v_{L-a}, v_{L-b}, v_{L-c}$ ) et aussi ( $i_{L-a}, i_{L-b}, i_{L-c}$ ) dans le repère  $a-b-c$  vers les variables ( $v_{L-\alpha}, v_{L-\beta}, v_{L-0}$ ) et ( $i_{L-\alpha}, i_{L-\beta}, i_{L-0}$ ) dans le repère  $\alpha-\beta-0$ . Nous obtiendrons alors :

$$\begin{aligned} \mathbf{v}_{L-\alpha\beta 0}(t) &= \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \mathbf{C}_{32} & \frac{\mathbf{C}_{31}}{\sqrt{2}} \end{bmatrix}^T \cdot \mathbf{v}_{L-abc}(t) \\ &= \sum_{n=1}^N \left( \begin{array}{l} \sqrt{3}V_{dn}\mathbf{P}(\theta_{dn}) \begin{bmatrix} 1 & 0 \end{bmatrix}^T + \sqrt{3}V_{in}\mathbf{P}(-\theta_{in}) \begin{bmatrix} 1 & 0 \end{bmatrix}^T \\ +\sqrt{6}V_{0n}\cos(\theta_{0n}) \end{array} \right) \end{aligned} \quad (3.20)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{i}_{L-\alpha\beta 0}(t) &= \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \mathbf{C}_{32} & \frac{\mathbf{C}_{31}}{\sqrt{2}} \end{bmatrix}^T \cdot \mathbf{i}_{L-abc}(t) \\ &= \sum_{n=1}^N \left( \begin{array}{l} \sqrt{3}I_{dn}\mathbf{P}(\theta'_{dn}) \begin{bmatrix} 1 & 0 \end{bmatrix}^T + \sqrt{3}I_{in}\mathbf{P}(-\theta'_{in}) \begin{bmatrix} 1 & 0 \end{bmatrix}^T \\ +\sqrt{6}I_{0n}\cos(\theta'_{0n}) \end{array} \right) \end{aligned} \quad (3.21)$$

## 3.2.2 Théorie des puissances instantanées P-Q

### 3.2.2.1 Définition

La théorie P-Q instantanée [54] [91] définit les puissances réelle (ou active), imaginaire (ou réactive) et homopolaire par :

$$\begin{bmatrix} p_0 \\ p \\ q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v_{L-0} & 0 & 0 \\ 0 & v_{L-\alpha} & v_{L-\beta} \\ 0 & -v_{L-\beta} & v_{L-\alpha} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} i_{L-0} \\ i_{L-\alpha} \\ i_{L-\beta} \end{bmatrix} \quad (3.22)$$

Les puissances  $p$ ,  $q$  et  $p_0$  sont séparées par les composantes continues et alternatives comme suit (3.23) :

$$\begin{aligned} \text{Puissance réelle} \quad p &= p_d + p_i + p_{di} = \bar{p}_d + \bar{p}_i + \tilde{p}_d + \tilde{p}_i + \tilde{p}_{di} = \bar{p} + \tilde{p} \\ \text{Puissance imaginaire} \quad q &= q_d + q_i + q_{di} = \bar{q}_d + \bar{q}_i + \tilde{q}_d + \tilde{q}_i + \tilde{q}_{di} = \bar{q} + \tilde{q} \\ \text{Puissance homopolaire} \quad p_0 &= \bar{p}_0 + \tilde{p}_0 \end{aligned} \quad (3.23)$$

avec :

- $p_d$  : puissance active produite par les composantes directs de tensions et de courants.
- $p_i$  : puissance active produite par les composantes inverses de tensions et de courants.
- $p_{di}$  : puissance active produite par les composantes directs de tensions et les composantes inverses de courants et inversement (les composantes inverses de tensions avec les composantes directes de courants).

La même explication est valable pour la puissance réactive. Pour la puissance active  $p_d$ , nous avons :

$$\begin{aligned} p_d &= \mathbf{v}_{L-\alpha\beta(d)}^T \cdot \mathbf{i}_{L-\alpha\beta(d)} \\ &= \sum_{n=1}^N \sqrt{3} V_{dn} [1 \ 0] \mathbf{P}(-\theta_{dn}) \cdot \sum_{n=1}^N \sqrt{3} I_{dn} \mathbf{P}(\theta'_{dn}) [1 \ 0]^T \\ &= \sum_{m=1}^N \sum_{n=1}^N 3 V_{dm} I_{dn} [1 \ 0] \mathbf{P}(-\theta_{dm} + \theta'_{dn}) [1 \ 0]^T \\ &= \sum_{m=1}^N \sum_{n=1}^N 3 V_{dm} I_{dn} \cos(-\theta_{dm} + \theta'_{dn}). \end{aligned} \quad (3.24)$$

La valeur moyenne de cette puissance vaut :

$$\bar{p}_d = \sum_{n=1}^N 3 V_{dn} I_{dn} \cos(-\theta_{dn} + \theta'_{dn}) = \sum_{n=1}^N 3 V_{dn} I_{dn} \cos(\delta_{dn}),$$

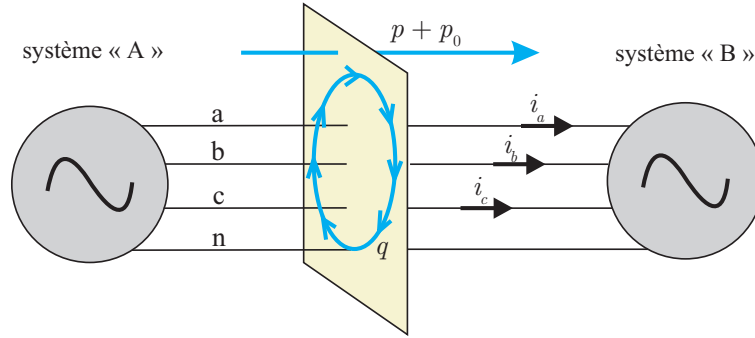


Figure 3.25 – Flux de transfert des puissances [54]

Les puissances active  $p_i$  et homopolaire  $p_0$ , sont également développées de la même manière. En effet, nous avons :

$$\begin{aligned}
 p_i &= \mathbf{v}_{L-\alpha\beta(i)}^T \cdot \mathbf{i}_{L-\alpha\beta(i)} \\
 &= \underbrace{\sum_{n=1}^N 3V_{in}I_{in} \cos(\delta_{in})}_{\tilde{p}_i} + \underbrace{\sum_{m \neq n}^N \sum_{n=1}^N 3V_{im}I_{in} \cos(\theta_{im} - \theta'_{in})}_{\tilde{p}_i}
 \end{aligned} \quad (3.25)$$

$$\begin{aligned}
 p_0 &= v_{L-0} \cdot i_{L-0} \\
 &= \sum_{n=1}^N 3V_{0n}I_{0n} \cos(\delta_{0n}) + \sum_{m \neq n}^N \sum_{n=1}^N 3V_{0m}I_{0n} \cos(\theta_{0m} - \theta'_{0n}) \\
 &\quad + \sum_{m=1}^N \sum_{n=1}^N 3V_{0m}I_{0n} \cos(\theta_{0m} + \theta'_{0n})
 \end{aligned} \quad (3.26)$$

La puissance  $p_{di}$  est donnée par l'expression suivante :

$$\begin{aligned}
 p_{di} &= \mathbf{v}_{L-\alpha\beta(d)}^T \cdot \mathbf{i}_{L-\alpha\beta(i)} + \mathbf{v}_{L-\alpha\beta(i)}^T \cdot \mathbf{i}_{L-\alpha\beta(d)} \\
 &= \sum_{m=1}^N \sum_{n=1}^N 3V_{dm}I_{in} \cos(\theta_{dm} + \theta'_{in}) + \sum_{m=1}^N \sum_{n=1}^N 3V_{im}I_{dn} \cos(\theta_{im} + \theta'_{dn})
 \end{aligned} \quad (3.27)$$

La partie non active de la puissance (abusivement appelée « puissance réactive ») est obtenue en remplaçant les termes  $\cos(\cdot)$  par les termes  $\sin(\cdot)$  dans les expressions (3.24) (3.25) et (3.27).

Nous remarquons que toutes les puissances instantanées sont décomposées en deux parties : moyenne et alternative sauf la puissance  $p_{di}$ . La nature de ces puissances est discutée dans la section suivante.

#### 3.2.2.2 Interprétation physique de chaque composante de la puissance

Le schéma suivant exprime le flux de transfert d'énergie entre la source et la charge :

$p + p_0$  puissance transmise totale instantanée

$q$  puissance échangée entre les phases sans contribuer au transfert d'énergie

La signification physique de toutes les puissances instantanées doit être claire et intuitive avant d'utiliser la théorie P-Q pour la conception des filtres actifs. Les puissances instantanées définies par la théorie P-Q

dans le domaine temporel sont indépendantes des valeurs efficaces des tensions et des courants. Cette théorie considère le concept conventionnel du domaine fréquentiel de la puissance active et réactive définie pour le système triphasé sinusoïdal équilibré comme un cas particulier.

**a. Composante homopolaire  $p_0$**

Cette composante de puissance a les mêmes caractéristiques que la puissance instantanée dans le cas d'un système monophasé. Elle est composée de deux parties dont la partie continue contribue au transfert d'une énergie consommable. Sa partie alternative transfère également de l'énergie instantanément mais à une fréquence différente induisant des pertes. La partie continue  $\bar{p}_0$  de la puissance homopolaire peut augmenter l'énergie totale transférée. De ce point de vue, elle apparaît comme intéressante et utile. Il faut cependant noter que  $p_0$  ne peut être constituée uniquement que de  $\bar{p}_0$ . En effet, cette puissance est obligatoirement composée des parties  $\bar{p}_0$  et  $\tilde{p}_0$ , et une élimination de  $\tilde{p}_0$  va de pair avec une élimination de  $\bar{p}_0$ . Il n'y a aucun moyen pour éliminer la composante alternative tout en conservant sa partie continue.

**b. Composante active  $p$**

L'objectif des systèmes de distribution est le transfert d'énergie propre de la source aux clients. L'énergie sur l'unité de temps est la puissance active instantanée. Plus cette valeur est grande et constante, meilleur est le système de distribution. La puissance active instantanée se compose d'une partie continue et d'une partie alternative. La partie continue  $\bar{p}$  est utile car elle contribue directement à la consommation d'énergie active. Par contre, la partie alternative  $\tilde{p}$  n'est pas utile et induit des effets indésirables tels que des échauffements de câbles et de transformateurs, des vibrations, etc.

**c. Composante réactive ou non active  $q$**

La puissance réactive, indépendante de la présence des harmoniques ou du déséquilibre, ne contribue pas au transfert d'énergie entre la source et la charge. Cette puissance représente une quantité d'énergie échangée entre les phases du réseau et n'est pas consommée par la charge. Elle se compose également d'une partie continue et d'une partie alternative. L'apparition de la composante alternative fait baisser le facteur de puissance et la qualité de la distribution d'énergie.

Dans des conditions normales d'opération, on souhaite ne consommer que la partie active de la puissance. En utilisant des systèmes industriels particuliers (variateurs de vitesse, four à arc, chauffage inductif, etc.) il est évident que les autres composantes indésirables existent. Nous souhaitons éliminer ces composantes pour améliorer la qualité de distribution en satisfaisant la consommation demandée.

Nous développons dans les sections suivantes des méthodes neuronales d'identification des courants de la charge non linéaire afin d'éliminer les éléments indésirables.

### 3.2.3 Compensation basée sur la méthode des puissances instantanées

Une définition de la puissance complexe utilisant deux vecteurs instantanés de la tension et du courant dans le système triphasé trois fils ( $p_0 = 0$ ) est donnée par [54] [91] :

$$s = \mathbf{e} \cdot \mathbf{i}^* = (v_{L-\alpha} + jv_{L-\beta}) \cdot (i_{L-\alpha} - j i_{L-\beta}) = (v_{L-\alpha} \cdot i_{L-\alpha} + v_{L-\beta} \cdot i_{L-\beta}) + j(v_{L-\beta} \cdot i_{L-\alpha} - v_{L-\alpha} \cdot i_{L-\beta}) \quad (3.28)$$



### 3.2 Schémas neuronaux d'identification des harmoniques de courant

qui s'écrit sous la forme matricielle :

$$\begin{bmatrix} p \\ q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v_{L-\alpha} & v_{L-\beta} \\ v_{L-\beta} & -v_{L-\alpha} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} i_{L-\alpha} \\ i_{L-\beta} \end{bmatrix} \quad (3.29)$$

Le calcul de l'inverse de l'équation (3.29) nous donnera :

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} i_{L-\alpha} \\ i_{L-\beta} \end{bmatrix} &= \frac{1}{(v_{L-\alpha}^2 + v_{L-\beta}^2)} \cdot \begin{bmatrix} v_{L-\alpha} & v_{L-\beta} \\ v_{L-\beta} & -v_{L-\alpha} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} p \\ q \end{bmatrix} \\ &= \frac{1}{(v_{L-\alpha}^2 + v_{L-\beta}^2)} \cdot \begin{bmatrix} v_{L-\alpha} & v_{L-\beta} \\ v_{L-\beta} & -v_{L-\alpha} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} p \\ 0 \end{bmatrix} + \frac{1}{(v_{L-\alpha}^2 + v_{L-\beta}^2)} \cdot \begin{bmatrix} v_{L-\alpha} & v_{L-\beta} \\ v_{L-\beta} & -v_{L-\alpha} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 0 \\ q \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} i_{L-\alpha p} \\ i_{L-\beta p} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} i_{L-\alpha q} \\ i_{L-\beta q} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (3.30)$$

avec

$i_{L-\alpha p}$  le courant actif instantané sur l'axe  $\alpha$ ,

$i_{L-\alpha q}$  le courant réactif instantané sur l'axe  $\alpha$ ,

$i_{L-\beta p}$  le courant actif instantané sur l'axe  $\beta$ ,

$i_{L-\beta q}$  le courant réactif instantané sur l'axe  $\beta$ .

L'équation (3.30) établit une relation entre les courants et les puissances consommées correspondantes. Elle permet donc de déterminer des courants de référence en choisissant des puissances qu'on souhaite éliminer. En effet, afin de calculer tous les courants indésirables, nous mettons la partie alternative de la puissance active et la puissance réactive à droite de l'expression (3.30). Dans le cas idéal, le FAP réinjecte ces courants calculés dans le réseau électrique en opposition de phase. On obtient finalement une puissance active constante côté source (soit des courants sinusoïdaux).

Le schéma 3.26 montre le principe de calcul des courants de référence pour une compensation totale.

Il faut noter que les tensions du système peuvent jouer un rôle important dans la compensation. Si  $v_{L-\alpha}^2 + v_{L-\beta}^2$  est constante, nous allons donc obtenir des courants côté source sinusoïdaux et une puissance active constante après la compensation. Par contre, si les tensions forment un système non sinusoïdal et déséquilibré, la somme  $v_{L-\alpha}^2 + v_{L-\beta}^2$  varie, les courants compensés ne sont pas non plus sinusoïdaux mais la puissance active transmise de la source est toujours constante. Pour la compensation de la puissance réactive, nous n'avons pas besoin d'un élément de stockage d'énergie (batterie, condensateur ...) car cette puissance ne contribue pas à l'énergie active. Par contre, la compensation de la puissance active alternative  $\tilde{p}$  nécessite un élément de stockage d'énergie pour équilibrer le bilan d'énergie dans le FAP. Généralement, un condensateur est utilisé aux bornes de l'onduleur. Il doit être correctement dimensionné pour assurer une tension continue constante, une bonne stabilisation et une perte minimale. Si la tension continue est plus petite que l'amplitude des tensions alternatives du réseau, l'onduleur perdra sa contrôlabilité.

Par nature physique, la puissance homopolaire contribue au transfert d'énergie comme dans le cas du système monophasé. Pour supprimer cette composante, une source de puissance supplémentaire est nécessaire afin de fournir une somme des puissances qui est égale à  $p_0$  dans le réseau. Les auteurs dans [54] [112] ont proposé une nouvelle méthode évitant l'utilisation d'une source de puissance et basée sur le fait que la *puissance moyenne* dans le filtre actif est toujours maintenue égale à zéro. En effet, si le FAP absorbe une somme des puissances, il utilise une partie pour compenser les pertes causées

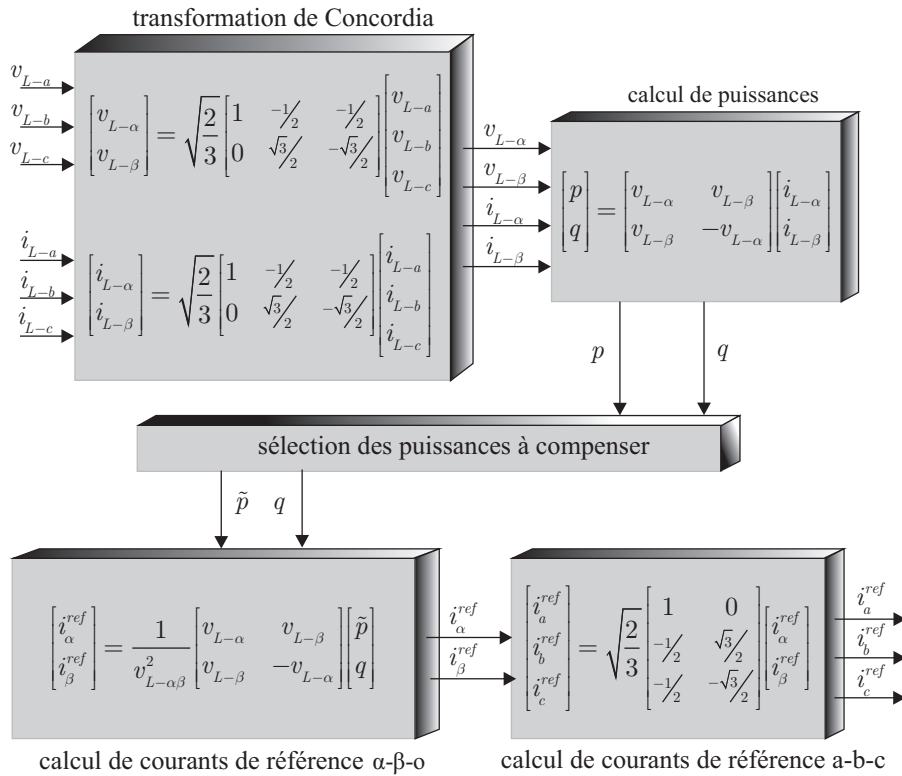


Figure 3.26 – Schéma de compensation par la méthode P-Q

par la commutation des transistors et les pertes causées par l'effet Joule dans le filtre de sortie et dans l'onduleur. Une autre partie sera injectée dans le réseau. Dans l'expression (3.31),  $p_{cond.}$  est la puissance nécessaire à la charge du condensateur et à son maintien.

$$\Delta \bar{p} = p_{cond.} + p_{perte} \quad (3.31)$$

L'échange d'énergie dans le FAP est décrit dans la figure 3.27 [112]. La régulation de la tension continue est généralement faite avec un correcteur PI [89] ou une commande par bande d'hystérésis [54]. Nous allons développer cette commande ultérieurement dans le chapitre 4 (section 4.2). Au total, le filtre actif absorbe  $\Delta \bar{p}$ ,  $p_0$ ,  $\tilde{p}$ ,  $p_{perte}$  et redonne  $p_0$ ,  $\tilde{p}$ .

Nous allons utiliser trois réseaux ADALINE pour estimer la puissance active  $p$ , la puissance réactive  $q$  et la puissance homopolaire. Les entrées des ADALINE sont des fonctions sinusoïdales qui correspondent à chaque rang harmonique dans les développements mathématiques montrés par les équations (3.24)-(3.26). La figure 3.28 montre les trois ADALINE utilisés.

L'algorithme de mise à jours des poids est l'algorithme LMS étudié dans le chapitre 1. Une fois la convergence du réseau est atteinte, les valeurs du poids  $w_0(k)$  de chaque ADALINE sont retenues. Pour le premier ADALINE, le poids  $w_0(k)$  correspond à la puissance active moyenne produite par les tensions directes et les courants directs fondamentaux. Le poids  $w_0(k)$  du deuxième ADALINE correspond à la puissance réactive moyenne produite par les courants directs fondamentaux et les tensions directes. Le poids  $w_0(k)$  du troisième ADALINE représente la valeur moyenne de la puissance homopolaire. Le

### 3.2 Schémas neuronaux d'identification des harmoniques de courant

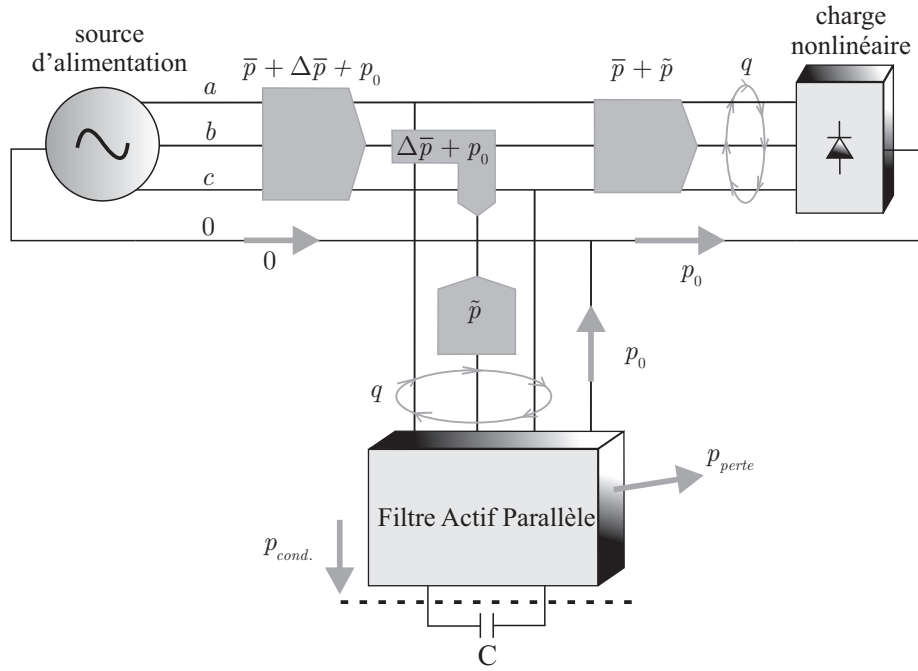


Figure 3.27 – Schéma de compensation par la méthode P-Q

calcul des courants de référence est donné par les expressions suivantes :

$$i_0^{ref} = \frac{p_0}{v_{L-0}},$$

$$\begin{bmatrix} i_\alpha^{ref} \\ i_\beta^{ref} \end{bmatrix} = \frac{1}{(v_{L-\alpha}^2 + v_{L-\beta}^2)} \cdot \begin{bmatrix} v_{L-\alpha} & v_{L-\beta} \\ v_{L-\beta} & -v_{L-\alpha} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \tilde{p} - \Delta\tilde{p} \\ q \end{bmatrix}, \quad (3.32)$$

$$\begin{bmatrix} i_a^{ref} \\ i_b^{ref} \\ i_c^{ref} \end{bmatrix} = \sqrt{\frac{2}{3}} \cdot \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & 1 & 0 \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & -\frac{1}{2} & \frac{\sqrt{3}}{2} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & -\frac{1}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} i_0^{ref} \\ i_\alpha^{ref} \\ i_\beta^{ref} \end{bmatrix}. \quad (3.33)$$

En prenant les poids correspondants à des entrées bien définies du réseau ADALINE, nous pourrions choisir individuellement les portions des puissances à compenser. Si dans notre système de distribution, les tensions sont perturbées et comportent des composantes asymétriques, les systèmes direct et inverse de tensions sont d'abord détectés par la PLL. Ensuite, le système direct sera utilisé pour l'algorithme de compensation.

Il est intéressant de remarquer que les trois réseaux ADALINE ont la même structure interne et ont aussi les mêmes entrées. Dans [113], nous avons proposé un multiplexage en utilisant un seul réseau ADALINE pour estimer les trois puissances instantanées à l'aide d'une carte avec des composants programmables (Field-Programmable Gate Array (FPGA)). Le principe est montré dans la figure 3.29.

À l'instant  $t$  donné, les trois puissances instantanées sont mesurées et sont ensuite mises en entrée du multiplexage.  $z$  représente une de ces puissances. À la sortie du réseau ADALINE, nous récupérons des puissances estimées à l'aide des mémoires du FPGA. En effet, à l'itération  $k$  du FPGA, la puissance active  $p_k$  est estimée, l'erreur entre  $\hat{p}_k$  et  $p$  est stockée dans la mémoire à l'adresse  $a_k$  et en même temps les poids sont modifiés par :

$$\mathbf{w}_{k+3} = \mathbf{w}_k + \frac{\mu \cdot \mathbf{e}_k \cdot \mathbf{x}}{\mathbf{x}^T \cdot \mathbf{x}} \quad (3.34)$$

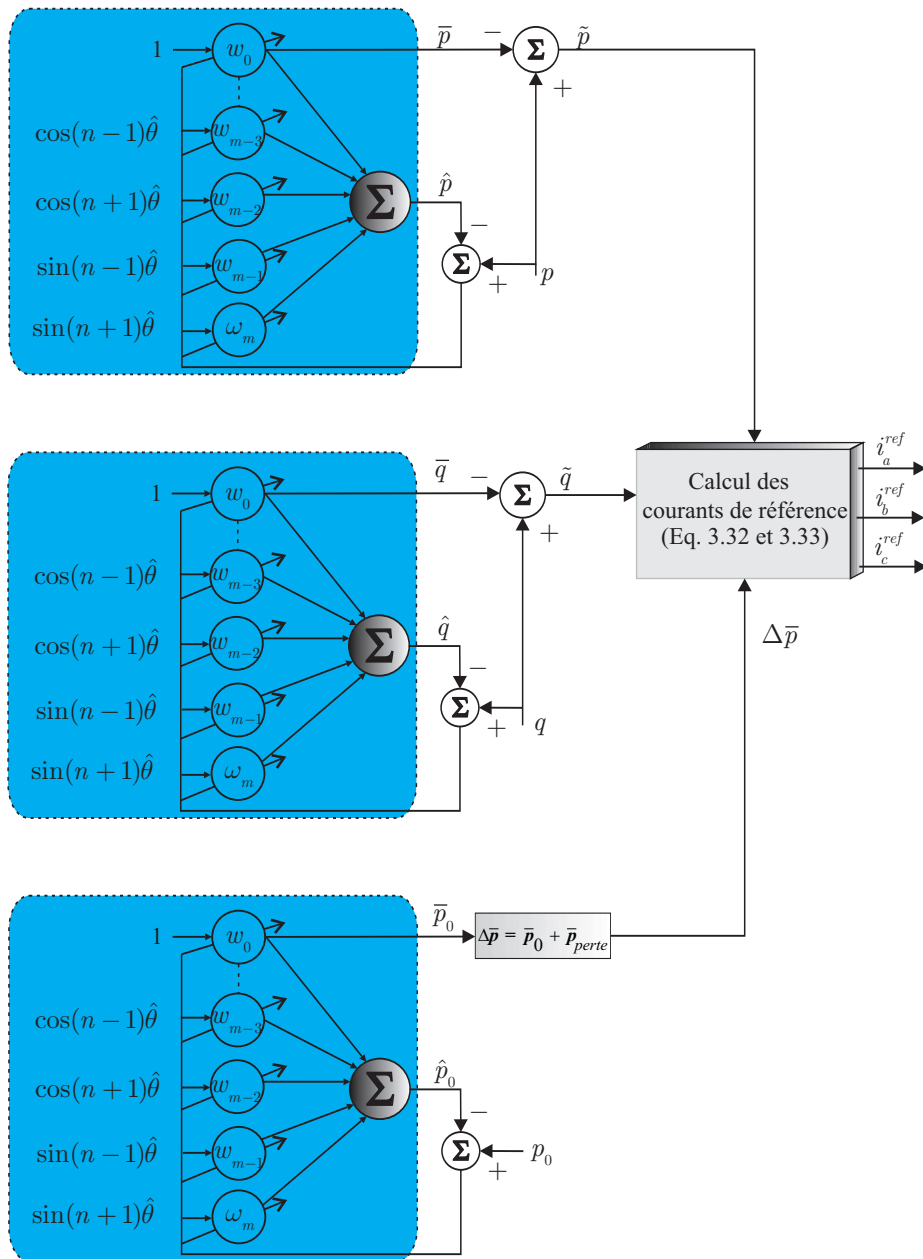


Figure 3.28 – Sélection des puissances instantanées à compenser par la méthode P-Q avec 3 ADALINE

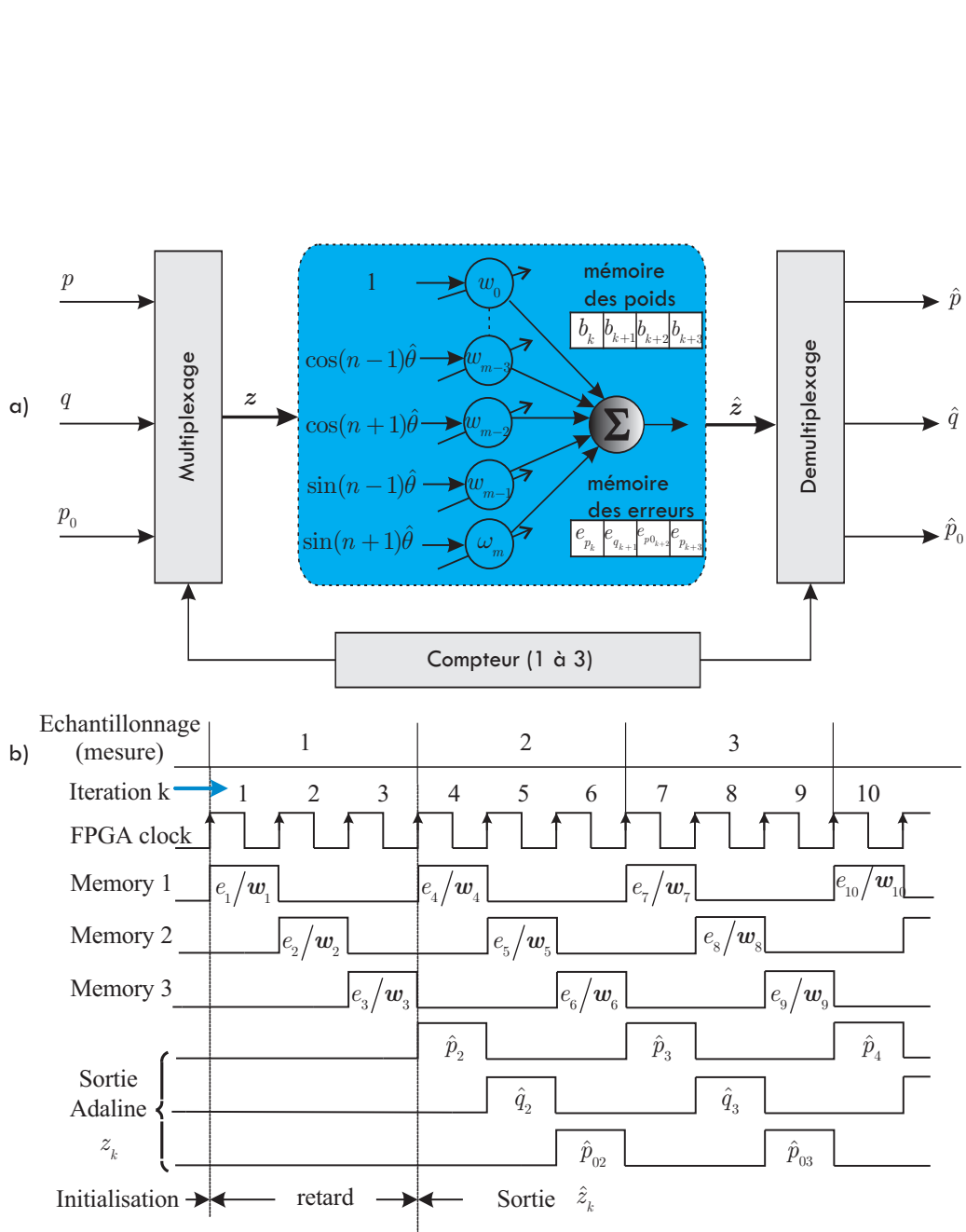


Figure 3.29 – a) Multiplexage appliqué à l'estimation des 3 puissances instantanées ; b) Flux du processus à l'intérieur de la carte FPGA du multiplexage [113]

Tableau 3.1 – Evaluation des ressources utilisées par deux approches basées sur la théorie P-Q

Ressources	consommation des ressources de FPGA (Stratix II)	
	P-Q avec 3 ADALINE	P-Q avec le multiplexage
ALUTs	37	17
Bloques de registres	2.25	0.50
Mémoire	0	8
Pins	11	11
DSP 9-bits	99	99
Totales	26.2	23.9

Chaque vecteur des poids  $\mathbf{w}_k$  obtenu à l'itération  $k$  est stocké à l'adresse  $b_k$  et sa nouvelle valeur est déplacée à  $b_{k+3}$  soit  $\mathbf{w}_{k+3}$ . De la même manière, à l'itération suivante ( $k + 1$ ) du FPGA, la puissance réactive est estimée et les poids du réseau ADALINE sont stockés à l'adresse  $b_{k+1}$  soit  $w_{k+1}$ . Leur mises à jour sont déplacées à  $b_{k+4}$ . La puissance homopolaire est estimée à l'itération  $k + 3$  du FPGA. Pour pouvoir réaliser ce cycle, un compteur de 1 à 3 est nécessaire pour synchroniser le processus. Le flux du processus interne du FPGA est montré dans la figure 3.29 b). Il est important à noter que la fréquence de l'acquisition des puissances est 3 fois plus faible que celle de l'horloge du FPGA. Le résultat d'expérimentation de cette approche a été également montré dans [113] en le comparant avec la méthode P-Q originale au niveau de la ressource utilisée dans le FPGA, en particulier le nombre d'Arithmetic Look-Up Tables (ALUTs) est réduit par rapport à l'approche P-Q originale. Le tableau 3.1 montre une comparaison entre l'approche utilisant le multiplexage et l'approche originale de la méthode P-Q. Seulement 23.9% des ressources du FPGA sont utilisées dans la deuxième méthode comparé aux 26.2% utilisées dans la première méthode. Mais ce sont principalement les blocs d'enregistrements et ALUTs qui ont été réduits. Par contre, 8% de la mémoire du FPGA a été utilisé dans la seconde approche tandis qu'aucune mémoire n'est demandée pour la première.

### 3.2.3.1 Résultats de simulation

Pour évaluer l'approche basée sur la théorie P-Q, les simulations ont été réalisées sous Matlab/Simulink. Dans le cas où le système de tensions est déséquilibré, nous présentons deux stratégies de compensation : identification avec une puissance constante et identification avec une puissance constante et des courants sinusoïdaux côté source.

#### a. Identification avec une puissance constante avec FAP

Le déséquilibre de tensions est montré dans la figure 3.30 a). Les courants de la charge sont montrés dans la figure 3.30 b). Ces courants comportent des harmoniques d'ordres 3, 5 et 7. En plus, ils présentent un déséquilibre entre trois phases. Les courants de référence et les courants compensés côté source sont respectivement montrés dans la figure 3.30 c) et la figure 3.30 d). La puissance transmise est montrée sur la figure 3.30 e). En raison d'un système de tensions non équilibrées, la puissance active transmise est constante même si les courants après la compensation ne sont pas sinusoïdaux ni équilibrés. Cette stratégie de compensation n'est pas optimale car elle donne un avantage à la gestion des puissances mais des harmoniques de courant après la compensation persistent encore. Le test suivant propose une deuxième stratégie pour éliminer les harmoniques de courant tout en obtenant une puissance transmise constante.

### 3.2 Schémas neuronaux d'identification des harmoniques de courant

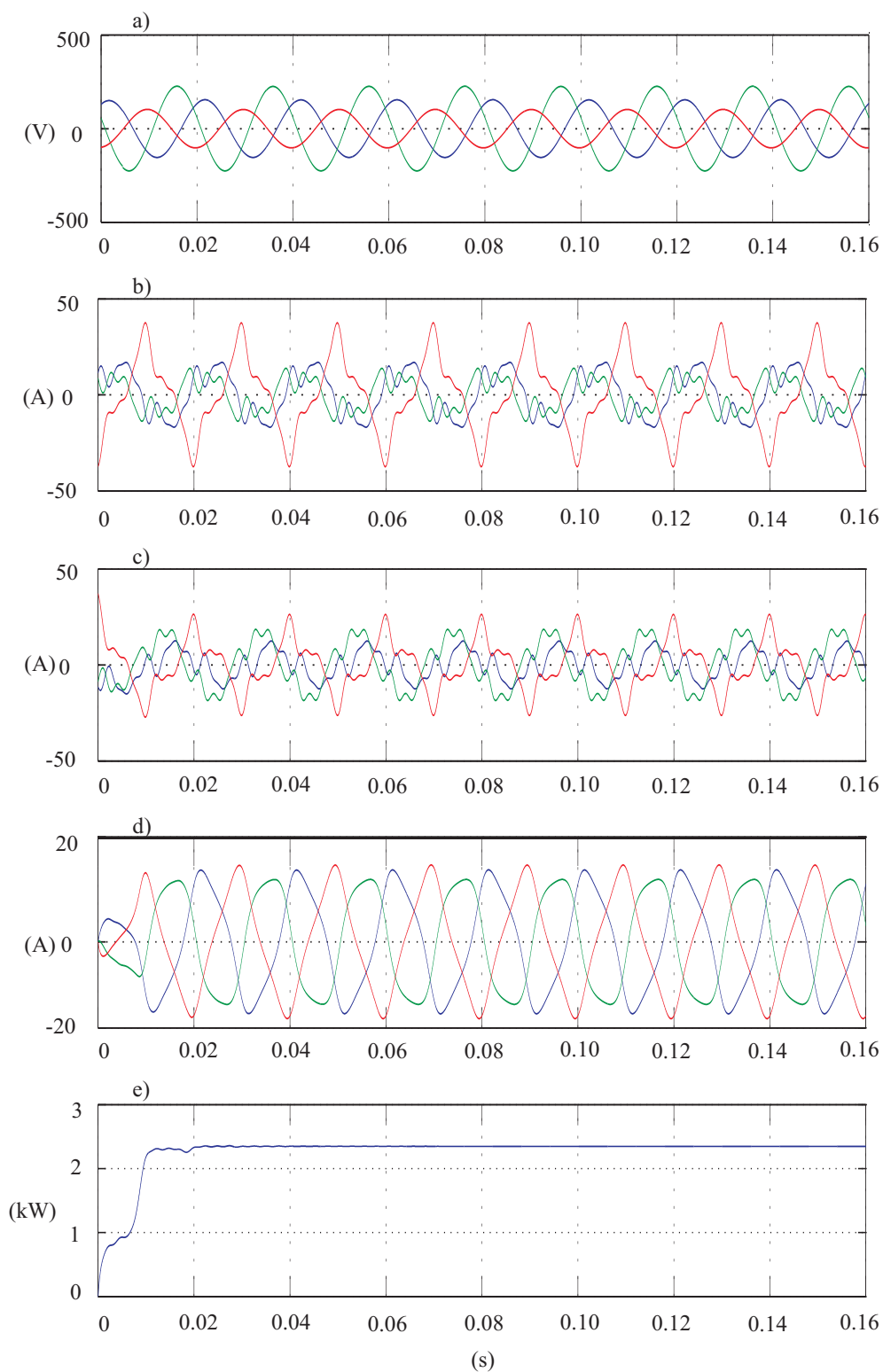


Figure 3.30 – Méthode P-Q neuronale - Puissance constante (avec FAP) : a) tensions mesurées de la charge ; b) courants mesurés de la charge ; c) courants de référence ; d) courants compensés côté source ; e) puissance transmise

### b. Identification avec puissance constante et des courants sinusoïdaux avec FAP et FAS

Afin que le système de distribution puisse transmettre une puissance constante avec des courants sinusoïdaux équilibrés, les tensions du réseau doivent alors être sinusoïdales équilibrées. Cela fait appel à une PLL pour détecter les composantes directes de tensions. En utilisant ces composantes pour le calcul des courants de référence, nous obtenons finalement des courants compensés sinusoïdaux. L'élimination des composantes harmoniques de tension se fait à l'aide d'un FAS connecté en série avec un FAP. Cette combinaison a été présentée dans le chapitre 2, section 2.2.2.3.

Les résultats de simulation de cette stratégie de compensation sont montrés dans la figure 3.31. Les tensions et les courants sont similaires au test précédent. Des composantes directes fondamentales de tensions ont été estimées par la PLL neuronale présentée dans la section 3.1.2 de ce chapitre. Ces composantes sont montrées dans la figure 3.31 b). Avec cette stratégie de compensation, les courants côté source sont sinusoïdaux et ils fournissent une puissance constante. Ils sont montrés respectivement dans la figure 3.31 e) et la figure 3.31 f). Cette compensation correspond au résultat souhaité dans des réseaux de distribution.

### 3.2.4 Méthode des puissances instantanées modifiée

Une autre définition de la théorie de la puissance instantanée réelle et imaginaire est décrite comme un produit des vecteurs instantanés de tensions et de courants définis dans [54] [100] (pour simplifier nous écrivons  $x_\alpha$  à la place de  $x_{L-\alpha}$ ,  $x_\beta$  à la place de  $x_{L-\beta}$  et  $x_0$  à la place de  $x_{L-0}$ ,  $x$  est la tension ou le courant) :

$$\mathbf{e}_{\alpha\beta 0} = [v_\alpha \quad v_\beta \quad v_0]^T \quad (3.35)$$

$$\mathbf{i}_{\alpha\beta 0} = [i_\alpha \quad i_\beta \quad i_0]^T \quad (3.36)$$

La puissance active triphasée  $p$  est calculée par :

$$p = \mathbf{e}_{\alpha\beta 0}^T \cdot \mathbf{i}_{\alpha\beta 0} = v_\alpha \cdot i_\alpha + v_\beta \cdot i_\beta + v_0 \cdot i_0, \quad (3.37)$$

la puissance réactive  $q$  est définie comme :

$$\mathbf{q} = \mathbf{e}_{\alpha\beta 0} \times \mathbf{i}_{\alpha\beta 0} = \left[ \begin{array}{cc|cc|cc} v_\beta & v_0 & v_0 & v_\alpha & v_\alpha & v_\beta \\ i_\beta & i_0 & i_0 & i_\alpha & i_\alpha & i_\beta \end{array} \right]^T = [q_\alpha \quad q_\beta \quad q_0]^T. \quad (3.38)$$

Il est à noter que le symbole  $p$  n'est pas identique à celui de la théorie P-Q initiale qui exprime la puissance active (sans la puissance homopolaire  $p_0$ ). Après un développement mathématique, les puissances sont données par l'expression suivante :

$$\begin{bmatrix} p \\ q_\alpha \\ q_\beta \\ q_0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v_\alpha & v_\beta & v_0 \\ 0 & -v_0 & v_\beta \\ v_0 & 0 & -v_\alpha \\ -v_\beta & v_\alpha & 0 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} i_\alpha \\ i_\beta \\ i_0 \end{bmatrix}. \quad (3.39)$$



### 3.2 Schémas neuronaux d'identification des harmoniques de courant

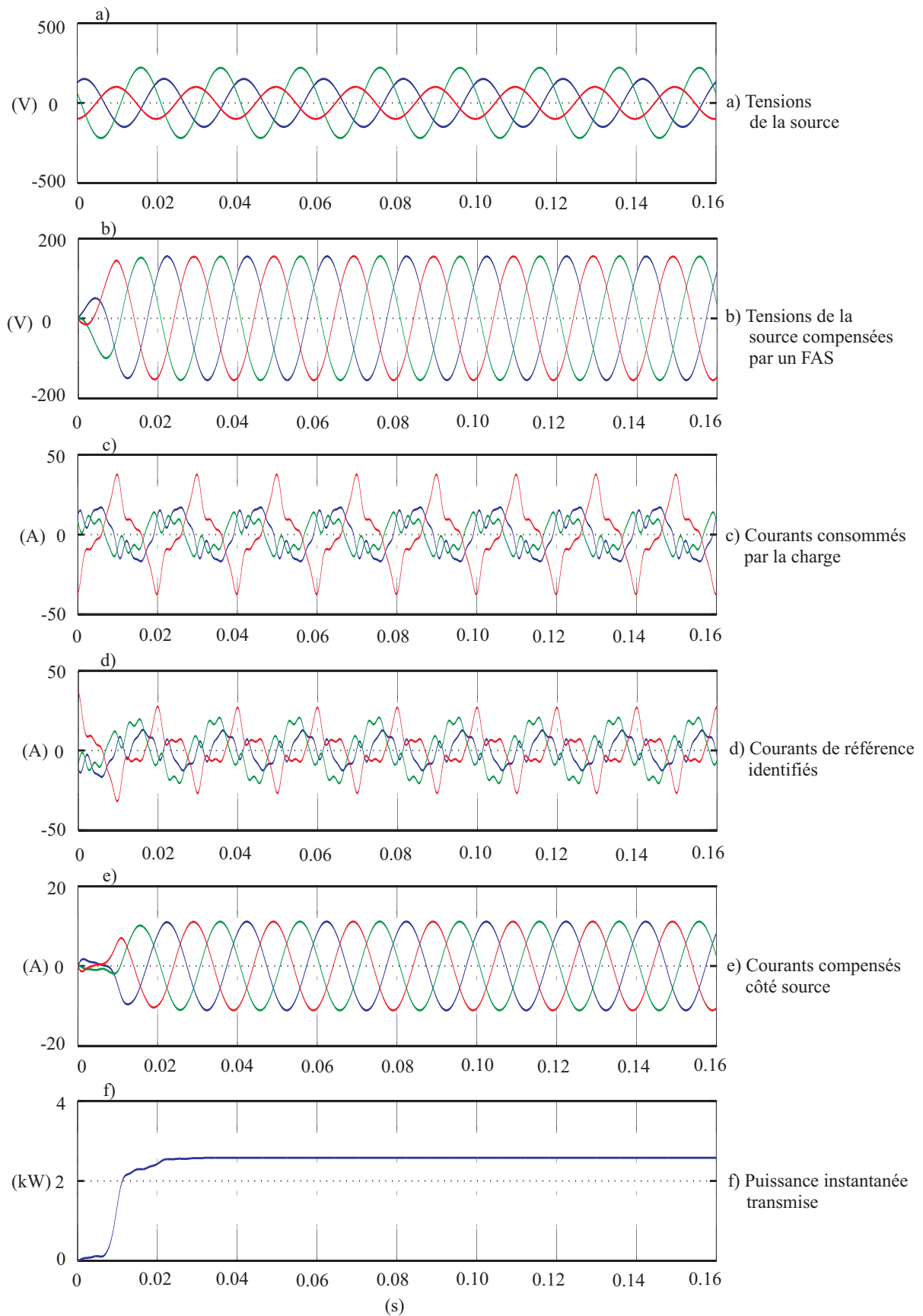


Figure 3.31 – Méthode P-Q neuronale - Puissance constante et courants sinusoïdaux (avec FAP et FAS)

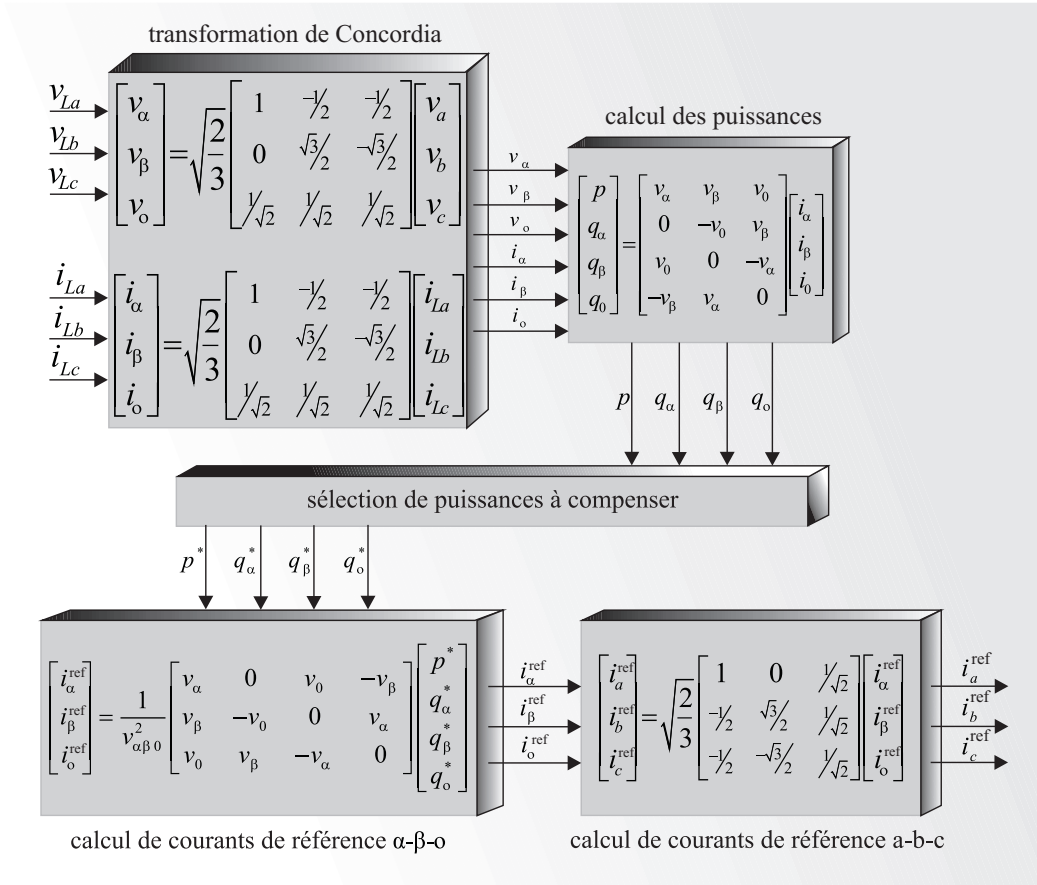


Figure 3.32 – Schéma de compensation par la méthode P-Q modifiée

La puissance homopolaire  $q_0$  dans cette approche est égale à la puissance imaginaire  $q$  dans la théorie P-Q initiale. Par la transformation inverse, les courants sont calculés comme suit :

$$\begin{bmatrix} i_\alpha \\ i_\beta \\ i_0 \end{bmatrix} = \frac{1}{v_{\alpha\beta 0}^2} \cdot \begin{bmatrix} v_\alpha & 0 & v_0 & -v_\beta \\ v_\beta & -v_0 & 0 & v_\alpha \\ v_0 & v_\beta & -v_\alpha & 0 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} p \\ q_\alpha \\ q_\beta \\ q_0 \end{bmatrix} \quad (3.40)$$

Dans cette approche, de manière similaire à la méthode P-Q initiale, les courants de référence peuvent être obtenus en sélectionnant les puissances qu'on voudrait supprimer dans l'équation (3.40). Cela conduit à une nouvelle méthode de compensation illustrée sur la figure 3.32.

La décomposition des puissances instantanées est différente de celles de la méthode P-Q originale. La puissance active  $p$  n'a plus la même signification car elle comporte en plus la puissance homopolaire

### 3.2 Schémas neuronaux d'identification des harmoniques de courant

$p = v_\alpha i_\alpha + v_\beta i_\beta + v_0 i_0$ . L'expression de la puissance active est comme suit :

$$p = \bar{p} + \tilde{p}, \quad (3.41)$$

$$\bar{p} = \sum_{k=d,i,0} \sum_{n=1}^N 3V_{kn} I_{kn} \cos(\phi_{kn} - \phi'_{kn}), \quad (3.42)$$

$$\begin{aligned} \tilde{p} = & \sum_{k=d,i,0} \sum_{m \neq n} \sum_{n=1}^N 3V_{km} I_{kn} \cos(\theta_{km} - \theta'_{kn}), \\ & + \sum_{k=d,i,0} \sum_{m=1}^N \sum_{n=1}^N -3V_{km} I_{k^*n} \cos(\theta_{km} + \theta'_{k^*n}), \end{aligned} \quad (3.43)$$

avec :

- $k^* = i$  (composantes inverses) si  $k = d$  (composantes directes)
- $k^* = d$  si  $k = i$ ,
- $k^* = 0$  (composantes homopolaires) si  $k = 0$ .

La décomposition de la puissance réactive est détaillée plus amplement par les composantes selon les axes  $\alpha$  et  $\beta$  et homopolaire. En gardant les mêmes notations de courant et de tension, et par un développement mathématique, nous obtenons la composante de la puissance réactive selon l'axe  $\alpha$  comme suit :

$$q_\alpha = -v_0 \cdot i_\beta + v_\beta \cdot i_0 = \bar{q}_\alpha + \tilde{q}_\alpha, \quad (3.44)$$

$$\bar{q}_\alpha = \sum_{k=d,i} \sum_{n=1}^N a \cdot \frac{3\sqrt{2}}{2} \begin{bmatrix} V_{0n} \cdot I_{kn} \\ -V_{kn} \cdot I_{0n} \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \sin(\phi_{on} - \phi'_{kn}) \\ -\sin(\phi_{kn} - \phi'_{on}) \end{bmatrix}, \quad (3.45)$$

$$\begin{aligned} \tilde{q}_\alpha = & \sum_{k=d,i} \sum_{m \neq n} \sum_{n=1}^N a \cdot \frac{3\sqrt{2}}{2} \cdot \mathbf{A} \cdot \begin{bmatrix} \sin(\theta_{om} - \theta'_{kn}) \\ -\sin(\theta_{km} - \theta'_{on}) \end{bmatrix} \\ & + \sum_{k=d,i} \sum_{m=1}^N \sum_{n=1}^N a \cdot \frac{3\sqrt{2}}{2} \cdot \mathbf{A} \cdot \begin{bmatrix} \sin(\theta_{om} + \theta'_{kn}) \\ \sin(\theta_{km} + \theta'_{on}) \end{bmatrix}, \end{aligned} \quad (3.46)$$

où  $a = 1$  quand  $k = d$ ,  $a = -1$  quand  $k = i$  et  $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} A_1 & A_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} V_{0m} I_{kn} & -V_{km} I_{0n} \end{bmatrix}$ .

Les autres composantes de la puissance réactive sont développées de la même manière. En effet, la puissance réactive selon l'axe  $\beta$  est géométriquement perpendiculaire à la puissance  $q_\alpha$  et il suffit de remplacer les termes *sinus* dans l'équation (3.45) et l'équation (3.46) par les termes *cosinus*. La puissance  $q_0$  a la même expression que la puissance réactive dans la méthode P-Q à part le signe qui est inversé (à noter ici que les deux expressions ont la même valeur sauf la direction est inversée). Cette

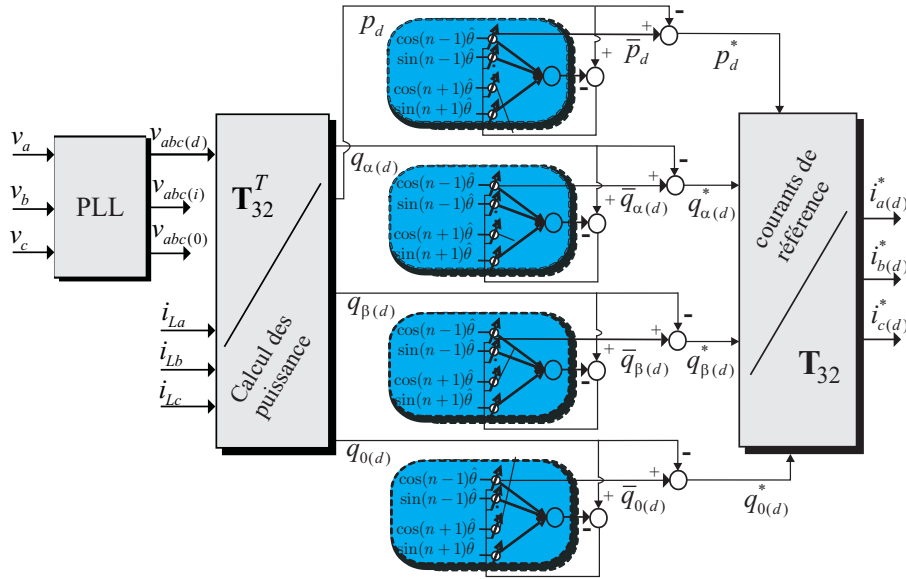


Figure 3.33 – Schéma de calcul des courants de référence par la méthode P-Q modifiée neuronale

puissance  $q_0$  vaut donc :

$$q_0 = \bar{q}_0 + \tilde{q}_0, \quad (3.47)$$

$$\bar{q}_0 = \sum_{k=d,i} \sum_{n=1}^N 3aV_{kn}I_{kn} \sin(\phi_{kn} - \phi'_{kn}), \quad (3.48)$$

$$\begin{aligned} \tilde{q}_0 = & \sum_{k=d,i} \sum_{m \neq n} \sum_{n=1}^N -3aV_{km}I_{kn} \sin(\theta_{km} - \theta'_{kn}) \\ & + \sum_{k=d,i} \sum_{m=1}^N \sum_{n=1}^N 3aV_{km}I_{k^*n} \sin(\theta_{km} + \theta'_{k^*n}). \end{aligned} \quad (3.49)$$

Les expressions des puissances active et réactive comportent des termes continus et des termes alternatifs. Par l'apprentissage de quatre réseaux ADALINE avec des signaux sinusoïdaux mis en entrée, les termes continus et alternatifs des puissances instantanées peuvent être séparés. Ceci nous permet de concevoir un compensateur sélectif des puissances (liées aux courants à réinjecter) en extrayant les poids correspondants des ADALINE. Le principe de cette approche est montré dans la figure 3.33

### 3.2.4.1 Comparaison entre la méthode P-Q initiale et la méthode P-Q modifiée

Nous allons analyser ci-dessous les points non identiques de ces deux approches.

- Les composantes homopolaires de courants et de tensions affectent les variables  $\alpha - \beta$  dans la méthode P-Q modifiée tandis qu'elles n'ont aucune influence sur ces variables dans la théorie P-Q.
- La théorie P-Q modifiée propose de compenser à la fois le courant homopolaire  $i_0$  et les deux courants  $i_\alpha, i_\beta$  dans le cas général tandis que la théorie P-Q autorise de les compenser séparément.
- La méthode d'identification basée sur la théorie P-Q modifiée donne la même flexibilité que la méthode P-Q. Des puissances ou une partie de ces puissances seront compensées indépendamment comme dans la Fig 3.32.

La section suivante présente une autre variante de décomposition des puissances dans le repère  $a-b-c$  que nous avons appelé « *méthode des courants actifs* ». Une fonction d'optimisation linéaire de Lagrange est introduite pour optimiser les pertes par effet Joule après la compensation.

#### 3.2.5 Méthode des courants actifs

Les aspects théoriques de la méthode P-Q décrivent clairement l'interprétation physique de chaque composante des puissances. Ces puissances sont traitées dans le repère  $\alpha-\beta$  par la transformation de Concordia. Cette section présente une méthode basée sur le calcul de puissance mais elle s'effectue non seulement dans le repère  $a-b-c$  mais également dans le repère  $\alpha - \beta$ . Pour une implémentation numérique, le calcul est moins coûteux que la méthode P-Q.

La synthèse de cette théorie est considérée comme une nouvelle approche pour calculer les portions active et non-active (réactive) d'un courant de charge. Au lieu d'utiliser la transformation de Concordia pour calculer des puissances réelles et imaginaires instantanées, cette approche calcule directement les parties active et réactive d'un courant d'une charge générale à partir des tensions et des courants mesurés. Autrement dit, les courants sont déterminés avec la contrainte qu'ils doivent transférer la même puissance active demandée par la charge. La différence entre le courant de charge instantané et le courant actif est le courant non actif (réactif). Lorsque les valeurs instantanées des tensions et des courants sont utilisées, le concept de décomposition des courants actif et réactif ainsi que les puissances active et réactive est valide non seulement en régime permanent mais aussi en régime transitoire. En plus, aucune restriction n'est imposée sur leurs formes d'onde et ils sont utilisés dans les conditions déséquilibrée et non sinusoïdale.

##### 3.2.5.1 Formulation de l'approche

Le courant instantané réactif du système est une composante qui ne contribue pas à la puissance active mais qui augmente l'amplitude du courant, la perte est donc élevée. Ce courant peut être déterminé en appliquant la méthode de minimisation de Lagrange.

Supposons que nous avons les courants de charge donnés par  $i_{L-k}$  avec  $k = a, b, c$  qui se compose de deux portions active  $i_{L-pk}$  et réactive (non-active)  $i_{L-qk}$  de telle manière que :

$$i_{L-k} = i_{L-pk} + i_{L-qk} \quad (3.50)$$

Le principe de cette méthode est d'estimer les courants actifs compris dans les courants de charge sous la contrainte que les courants réactifs ne produisent aucune des puissances actives instantanées [24] [54]. Pour cela, la tâche est de chercher à minimiser la fonction  $L(i_{L-a}, i_{L-b}, i_{L-c})$  définie par l'équation suivante :

$$L(i_{L-a}, i_{L-b}, i_{L-c}) = i_{L-a}^2 + i_{L-b}^2 + i_{L-c}^2 \quad (3.51)$$

avec la contrainte :

$$g(i_{L-a}, i_{L-b}, i_{L-c}) = v_{L-a} \cdot i_{L-a} + v_{L-b} \cdot i_{L-b} + v_{L-c} \cdot i_{L-c} = p. \quad (3.52)$$

Le problème est résolu en utilisant la méthode de Lagrange [114] qui nous conduit à l'expression :

$$\begin{bmatrix} 2 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 2 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} i_{L-a} \\ i_{L-b} \\ i_{L-c} \end{bmatrix} = -\lambda \begin{bmatrix} v_{L-a} \\ v_{L-b} \\ v_{L-c} \end{bmatrix} \quad (3.53)$$

Dans l'équation (3.53),  $\lambda$  est donné par :

$$\lambda = -\frac{2p}{v_{L-a}^2 + v_{L-b}^2 + v_{L-c}^2} \quad (3.54)$$

En remplaçant  $\lambda$  de l'équation (3.54) dans l'équation (3.53), nous obtenons finalement les courants actifs :

$$\begin{bmatrix} i_{L-pa} \\ i_{L-pb} \\ i_{L-pc} \end{bmatrix} = \frac{p}{v_{L-a}^2 + v_{L-b}^2 + v_{L-c}^2} \begin{bmatrix} v_{L-a} \\ v_{L-b} \\ v_{L-c} \end{bmatrix} \quad (3.55)$$

Les courants actifs obtenus par l'équation (3.55) et les courants originaux de la charge  $i_{L-a}, i_{L-b}, i_{L-c}$  produisent la même puissance active instantanée :

$$p = v_{L-a} \cdot i_{L-a} + v_{L-b} \cdot i_{L-b} + v_{L-c} \cdot i_{L-c} = v_{L-a} \cdot i_{L-pa} + v_{L-b} \cdot i_{L-pb} + v_{L-c} \cdot i_{L-pc} \quad (3.56)$$

Il est possible de conclure que les courants de charge sont équivalents aux courants actifs  $i_{L-pa}, i_{L-pb}, i_{L-pc}$  d'un point de vue de la puissance. La différence est que les courants actifs ne produisent aucune puissance réactive instantanée et ont une valeur efficace plus petite que les courants de charge. Quand  $i_{L-qa}, i_{L-qb}, i_{L-qc}$  sont complètement éliminés, les courants côté source sont forcés à devenir  $i_{sa} = i_{L-pa}, i_{sb} = i_{L-pb}, i_{sc} = i_{L-pc}$ . Ce travail de compensation est fait par un FAP. Comme les courants réactifs ne produisent aucune puissance active, le compensateur ne nécessite donc aucune source d'énergie supplémentaire. D'après cette méthode, il n'y a pas d'équation qui donne directement la puissance réactive instantanée, cela est contraire à la théorie P-Q. L'objectif prioritaire d'un compensateur basé sur cette méthode est :

- d'obtenir les courants compensés qui sont en phase avec les tensions (compensation de la puissance réactive).
- d'obtenir les courants compensés avec la valeur efficace minimum et de délivrer la même puissance active moyenne demandée par la charge.

Dans le cas non sinusoïdal du système ( $p$  et/ou  $v_{L-a}^2 + v_{L-b}^2 + v_{L-c}^2$  varient), la linéarité entre la tension et le courant ne peut pas être assurée et même si cette linéarité existe, elle ne garantit pas que la puissance distribuée de la source à la charge soit constante (à cause de l'apparition des harmoniques). Pour s'affranchir de ce problème, il est possible d'utiliser les deux réseaux ADALINE pour détecter les composantes symétriques ou d'utiliser les quatre réseaux ADALINE pour obtenir les deux systèmes direct et inverse dans le repère de Park [106]. Nous évoquerons de ce problème dans la partie suivante.

### 3.2.5.2 Compensation avec la méthode des courants actifs

La puissance réelle est composée de la puissance active  $p$  et de la puissance homopolaire  $p_0$  :

$$p = p + p_0 = \bar{p} + \tilde{p} + p_0 \quad (3.57)$$

Considérons un système triphasé ayant des tensions sinusoïdales, les courants actifs  $i_{L-pa}, i_{L-pb}, i_{L-pc}$  deviendront les courants actifs *fondamentaux* en remplaçant  $p$  par une valeur moyenne  $\bar{p}$  dans l'équation (3.55). Cela constitue un principe pour la conception d'un FAP afin de compenser les courants harmoniques ainsi que les courants réactifs de la charge.

$$\begin{bmatrix} i_{L-pa_f} \\ i_{L-pb_f} \\ i_{L-pc_f} \end{bmatrix} = \frac{\bar{p}}{v_{L-a(d)}^2 + v_{L-b(d)}^2 + v_{L-c(d)}^2} \cdot \begin{bmatrix} v_{L-a(d)} \\ v_{L-b(d)} \\ v_{L-c(d)} \end{bmatrix} \quad (3.58)$$

### 3.2 Schémas neuronaux d'identification des harmoniques de courant

La puissance moyenne  $\bar{p}$  est généralement extraite soit par un LPF, soit par un réseau ADALINE. Les résultats comparatifs de simulation seront présentés ci-après. Les courants de référence à injecter dans le réseau valent :

$$\begin{aligned}i_a^{ref} &= i_{L-a} - i_{L-paf} \\i_b^{ref} &= i_{L-b} - i_{L-pbf} \\i_c^{ref} &= i_{L-c} - i_{L-pcf}\end{aligned}\tag{3.59}$$

Le LPF est une solution classique pour séparer la composante continue de la composante alternative. Dans le domaine du filtrage actif, le filtre de *Butterworth* d'ordre 5 est souvent utilisé [54] [101].

Sur la figure 3.34, nous voyons qu'il nous faut 0.06 s pour atteindre le régime permanent. Ce résultat dépend forcément de la qualité du filtre passe-bas et il est impossible d'avoir une valeur constante de la puissance en une période d'onde. Le filtre est donc conçu en prenant en compte deux critères : le temps de réponse et la précision (sans oscillation autour de la valeur moyenne). Un autre inconvénient du filtre passe-bas est qu'il ne peut pas faire une compensation sélective (on pourra faire une compensation sélective avec un filtre passe-bas mais il faudra une PLL qui estime les fréquences qu'on veut supprimer).

Le résultat montré dans la figure 3.35 est obtenu en remplaçant un filtre passe-bas par un réseau ADALINE. Nous voyons qu'il est meilleur en terme de rapidité et en terme de précision dans l'extraction de la puissance moyenne. En effet, après seulement une demi période d'onde, soit 0.01 s, le FAP basé sur une identification neuronale donne de bonnes performances. La forme des courants après compensation est donc meilleure que celle obtenue avec un filtre passe-bas. Généralement, un FAP peut compenser les courants harmoniques de la charge non linéaire mais aussi les courants harmoniques dus aux harmoniques de la tension de source. Si les tensions sont déséquilibrées, la somme de  $v_{L-a}^2 + v_{L-b}^2 + v_{L-c}^2$  n'est plus constante. De plus, il existe peut être une partie de la puissance continue due aux tensions et aux courants de même séquence (positive ou négative) à la même fréquence. Ainsi, les courants  $i_{L-pa}$ ,  $i_{L-pb}$ ,  $i_{L-pc}$  ne sont plus les courants fondamentaux car ils contiennent également les harmoniques montrés dans la figure 3.36. Pour que ces courants forment un système sinusoïdal, les tensions d'entrées devraient constituer un système direct de tensions. Le principe de calcul des courants de référence par l'introduction d'une PLL est illustré par la figure 3.37.

Le résultat de simulation montré dans la figure 3.38 est obtenu avec un déséquilibre du système de tensions. Les tensions comportent des harmoniques d'ordre 5 (50% de l'amplitude fondamentale) et d'ordre 3 (30% de l'amplitude fondamentale). Les harmoniques d'ordre 5 sont des composantes inverses. A l'aide d'une boucle de détection, nous obtenons le système direct de tensions. Ensuite, ce système sera utilisé pour calculer les courants actifs fondamentaux (équation (3.58)).

La puissance active fournie par la source n'est plus optimale (constante) dans ce cas car le système de tensions est déséquilibré. Après compensation, la puissance active existe toujours avec deux parties, continue et alternative (due aux harmoniques de tension) même si les courants sont sinusoïdaux équilibrés. Pour s'affranchir de ce problème, il est nécessaire de combiner le FAP avec un FAS afin d'éliminer les harmoniques et le déséquilibre des tensions, c'est un FAU. Les résultats de la figure 3.39 montrent les deux cas : sans et avec un FAS.

La section suivante présente les différentes décompositions importantes et intéressantes des courants et des puissances dans des réseaux triphasés avec ou sans le courant du neutre. Cette analyse est importante car elle est liée à l'aspect économique des systèmes de distribution électrique.

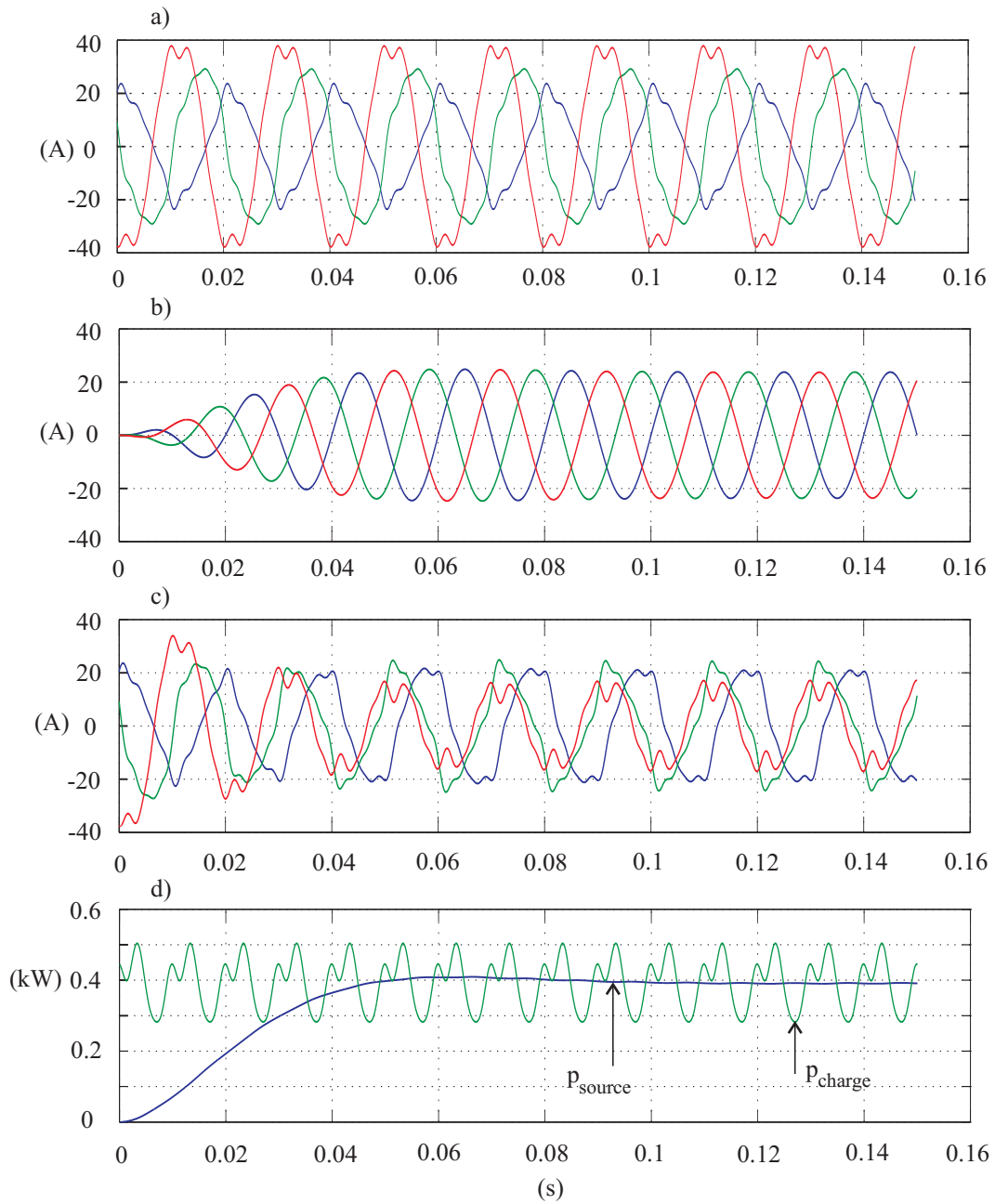


Figure 3.34 – Méthode des courants actifs avec un filtre passe-bas (simulation) : a) courants de la charge ; b) courants compensés côté source ; c) courants de référence ; d) puissance active instantanée transmise



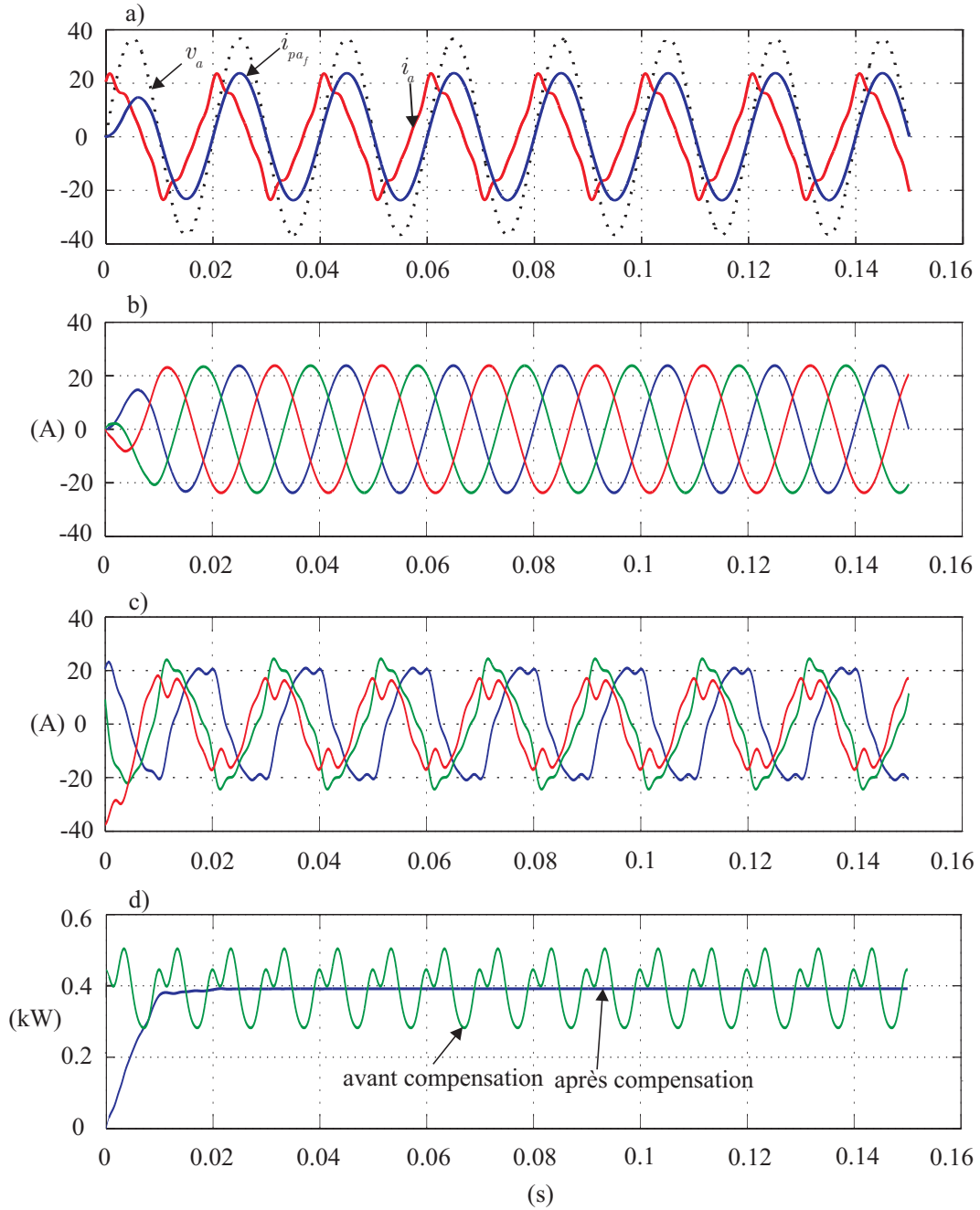


Figure 3.35 – Méthode des courants actifs - réseau ADALINE (simulation) : a) tension et courants de la phase  $a$  ; b) courants compensés ; c) courants de référence ; d) puissance active transmise

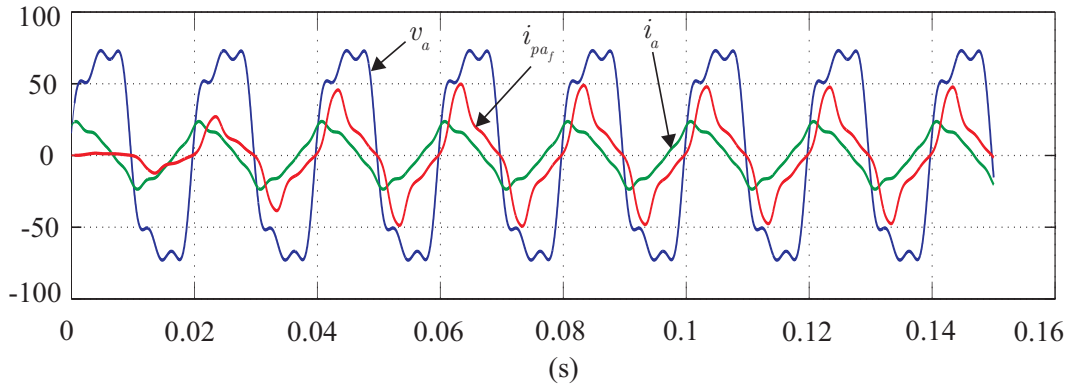


Figure 3.36 – Tension et courant de la phase a avec déséquilibre des tensions (simulation)

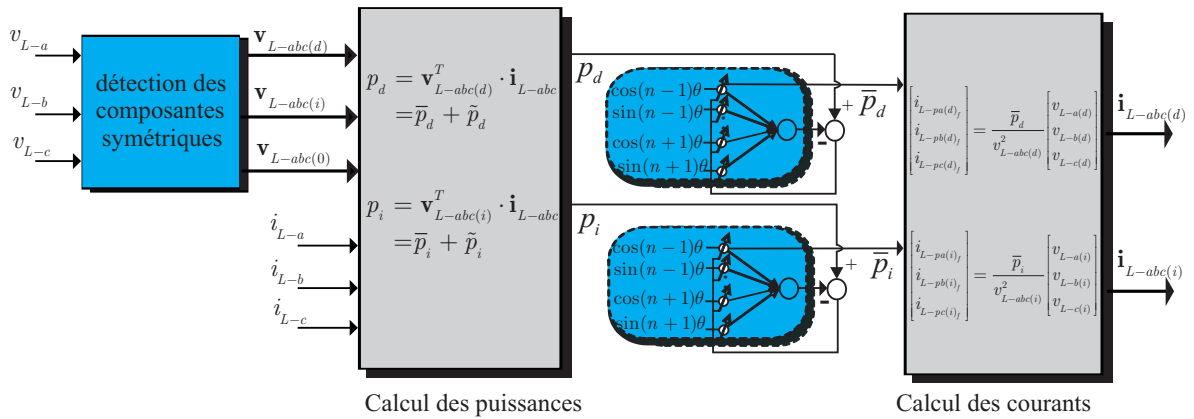


Figure 3.37 – Méthode des courants actifs avec un détecteur de tensions directes

### 3.2 Schémas neuronaux d'identification des harmoniques de courant

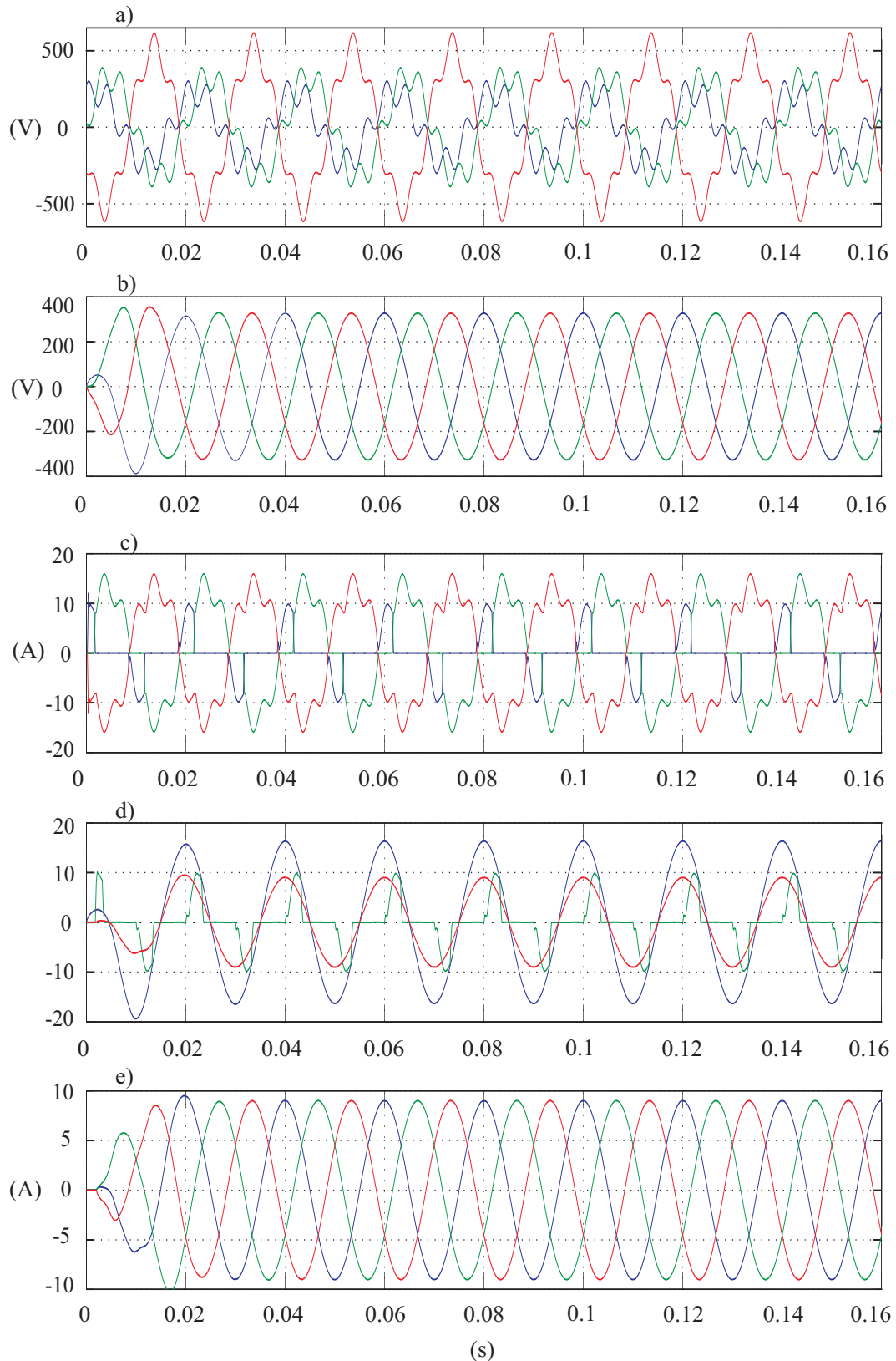


Figure 3.38 – Performances de la méthode des courants actifs avec le système déséquilibré de tension (simulation) : a) tensions de la source ; b) système direct de tension ; c) courants de la charge ; d) tension et courant de la phase  $a$  (côté source et côté charge) ; e) courants triphasés compensés côté source

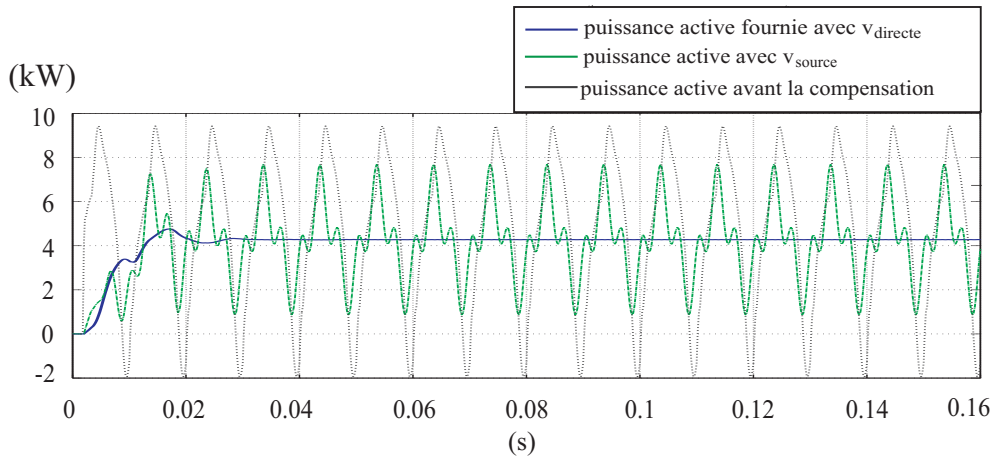


Figure 3.39 – Puissance fournie dans les deux cas : sans et avec un FAS (simulation)

### 3.2.6 Différentes décompositions des courants—optimisation des pertes

La théorie P-Q de Akagi et des méthodes équivalentes sont optimales pour traiter les systèmes triphasés trois ou quatre fils où le courant de neutre doit être nul après compensation. Cependant, d'après les travaux initiaux de Buchholtz, Depenbrock et al. [115] propose une méthode générale qui est optimale pour des systèmes dont le courant du neutre n'est pas imposé comme nul. Cette théorie de Depenbrock définit les courants actifs comme suit avec  $k = 1, 2 \dots n$  ( $n$  le nombre de lignes considérées) :

$$i_{L-pk} = g_p \cdot v_{L-k} \quad (3.60)$$

où

$$v_{L-k} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (v_{L-k} - v_{L-i}) \quad (3.61)$$

$$g_p = \frac{p}{\sum_{k=1}^n v_{L-k}^2} \quad (3.62)$$

Dans [100], l'expression (3.60) est reformulée comme la théorie de la méthode des courants actifs, à part les tensions qui sont référencées différemment. Il s'agit de choisir un nouveau point de référence de la tension et un nouveau vecteur de tension du système est recalculé à partir de ce point.

Considérons dans un premier temps un système triphasé avec le neutre et choisissons les valeurs arbitraires des tensions et des courants à un instant donné comme suit :

$$V = [-3 \quad 9 \quad 2] \quad (V) \quad (3.63)$$

$$I = [-9 \quad 2 \quad -5] \quad (A) \quad (3.64)$$

Il est à noter que les tensions du réseau ne sont pas équilibrées ( $-3 + 9 + 2 = 4 \neq 0$ ) et la puissance transmise  $p = (-3)(-9) + (9)(2) + (2)(-5) = 55 \text{ W}$ .

Les résultats des différentes méthodes de compensation sont donnés dans le tableau 3.2. Pour une même puissance active transmise, on voit que la méthode P-Q et la méthode de Depenbrock avec  $n = 3$  donnent un courant de neutre nul. Par contre les pertes par effet Joule sur les trois phases dans ces deux méthodes sont plus élevées que celles dans l'approche de Depenbrock avec  $n = 4$ . La méthode des

### 3.2 Schémas neuronaux d'identification des harmoniques de courant

courants actifs présentée par l'équation (3.55) est la plus mauvaise dans ce cas, elle donne des pertes par effet Joule élevées et un courant de neutre assez important.

Tableau 3.2 – Tableau comparatif des différentes approches de compensation

$p = 55 \text{ W}$	$I_0$	$I_a$	$I_b$	$I_c$	$\ \mathbf{I}\ ^2$
Avant	12	-9	2	-5	254
Akagi (P-Q) (Eq. (3.32))	0	-2.69	4.76	-2.08	34.12
Courants actifs (Eq. (3.55))	-2.34	-1.75	5.26	-1.17	37.65
Dependbrock (Eq. (3.60), $n = 3$ )	0	-2.69	4.76	-2.08	34.12
Dependbrock (Eq. (3.60), $n = 4$ )	-0.61	-2.44	4.89	-1.83	33.61

Nous présentons maintenant une extension de la méthode des courants actifs en introduisant une minimisation des pertes par effet Joule sur les phases. Il est possible de distinguer trois possibilités d'optimisation.

#### 3.2.6.1 Optimisation sur $n$ lignes, $i_0 \neq 0$

Considérons un système à  $n + 1$  lignes comme celui de la figure 3.40. Les vecteurs de tensions et de courants de la charge sont définis comme suit (pour simplifier, nous supprimons l'indice  $L$  dans les variables) :

$$\mathbf{v} = [v_1 \quad v_2 \quad \dots \quad v_n]^T \quad (3.65)$$

$$\mathbf{i} = [i_1 \quad i_2 \quad \dots \quad i_n]^T \quad (3.66)$$

La puissance active est donnée par :

$$p = \mathbf{v}^T \cdot \mathbf{i} \quad (3.67)$$

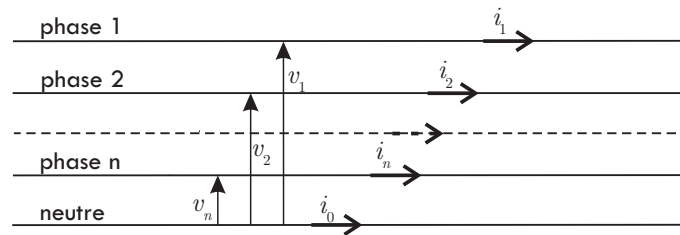


Figure 3.40 – Réseau électrique avec  $n + 1$  lignes

L'optimisation sur  $n$  lignes consiste à minimiser les pertes par effet Joule sur ces  $n$  lignes en respectant la contrainte de la puissance  $p$  dans (3.67). Selon la méthode d'optimisation linéaire de Lagrange [114], nous pouvons établir les équations suivantes :

$$\begin{cases} p = \mathbf{v}^T \cdot \mathbf{i} \\ J_1 = \sum_{k=1}^n i_k^2 \\ L_1 = \sum_{k=1}^n i_k^2 + \lambda_1 (\mathbf{v}^T \cdot \mathbf{i} - p) \end{cases} \quad (3.68)$$

Le Lagrangien  $L_1$  est constitué de la contrainte  $p$  et des pertes par effet Joule à minimiser  $J_1$ .  $\lambda_1$  est le multiplicateur de Lagrange.

En dérivant  $L_1$  par rapport à chaque courant  $i_k$ , nous obtenons  $n$  équations du type :

$$2 \cdot i_k + \lambda_1 \cdot v_k = 0 \quad \text{pour } k = 1, \dots, n \quad (3.69)$$

Réécrivons cette expression sous la forme matricielle :

$$\begin{bmatrix} 2 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 2 & \dots & 0 \\ \vdots & & & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 2 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} i_1 \\ i_2 \\ \vdots \\ i_n \end{bmatrix} = -\lambda_1 \cdot \begin{bmatrix} v_1 \\ v_2 \\ \vdots \\ v_n \end{bmatrix} \quad (3.70)$$

où on peut déduire le vecteur de courant  $\mathbf{i}$  par :

$$\mathbf{i} = -\frac{1}{2} \cdot \lambda_1 \cdot \Pi_n \cdot \mathbf{v} \quad (3.71)$$

avec  $\Pi_n$  la matrice d'identité d'ordre  $n$ . Dans ce cas la puissance active peut être exprimée comme :

$$p = \mathbf{v}^T \cdot \mathbf{i} = -\frac{1}{2} \cdot \lambda_1 \cdot \mathbf{v}^T \cdot \mathbf{v} \quad (3.72)$$

ce qui donne une expression de  $\lambda_1$  :

$$\lambda_1 = \frac{-2 \cdot p}{\mathbf{v}^T \cdot \mathbf{v}} \quad (3.73)$$

En remplaçant (3.73) dans (3.71), nous obtenons la solution :

$$\mathbf{i}_{opt-1} = \frac{p \cdot \mathbf{v}}{\mathbf{v}^T \cdot \mathbf{v}} \quad (3.74)$$

Pour  $n = 3$ , nous retrouvons l'expression (3.55) de la méthodes des courants actifs du réseau triphasé.

### 3.2.6.2 Optimisation sur $n$ lignes, $i_0 = 0$

Elle se fait selon la même procédure mais avec une deuxième contrainte sur le courant homopolaire. On obtient alors :

$$\begin{cases} p = \mathbf{v}^T \cdot \mathbf{i} \\ \sum_{k=1}^n i_k = 0 \\ J_2 = \sum_{k=1}^n i_k^2 \\ L_2 = \sum_{k=1}^n i_k^2 + \lambda_2 (\mathbf{v}^T \cdot \mathbf{i} - p) + \mu_2 \left( \sum_{k=1}^n i_k \right) \end{cases} \quad (3.75)$$

En dérivant  $L_2$  dans l'équation (3.75) par rapport à chaque courant de phase d'indice  $k$ , nous obtenons :

$$2i_k + \lambda_2 v_k + \mu_2 = 0 \quad (3.76)$$

Réécrivons l'équation (3.76) sous la forme matricielle, nous avons :

$$\underbrace{\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \dots & 0 \\ \vdots & & & & \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 1 \end{bmatrix}}_{n \times n} \begin{bmatrix} i_1 \\ i_2 \\ i_3 \\ \vdots \\ i_n \end{bmatrix} = -\frac{\lambda_2}{2} \mathbf{v} - \frac{\mu_2}{2} \mathbf{u}_1 \quad (3.77)$$

avec  $\mathbf{u}_1$ , un vecteur défini par :  $\mathbf{u}_1 = \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \end{bmatrix}}_n^T$ . Les courants actifs sont déduits et exprimés par :

$$\begin{bmatrix} i_1 \\ i_2 \\ i_3 \\ \vdots \\ i_n \end{bmatrix} = \left( \frac{-\lambda_2}{4} \mathbf{v} - \frac{\mu_2}{4} \mathbf{u}_1 \right) \quad (3.78)$$

Ce qui donne :

$$\begin{aligned} p &= \mathbf{v}^T \cdot \mathbf{i} = \mathbf{v}^T \cdot \left( \frac{-\lambda_2}{4} \cdot \mathbf{v} - \frac{\mu_2}{4} \cdot \mathbf{u}_1 \right) \\ &= \frac{-\sum_{k=1}^n v_k^2}{4} \cdot \lambda_2 - \frac{\sum_{k=1}^n v_k}{4} \cdot \mu_2 = \frac{-\alpha \cdot \lambda_2 - \beta \cdot \mu_2}{4} \end{aligned} \quad (3.79)$$

avec :

$$\begin{cases} \alpha = \sum_{i=1}^n v_i^2 \\ \beta = \sum_{i=1}^n v_i \end{cases} \quad (3.80)$$

Nous pouvons ainsi déduire :

$$\alpha \lambda_2 + \beta \mu_2 = -4 \cdot p \quad (3.81)$$

Le courant homopolaire doit être nul, ce qui conduit à :

$$\mathbf{u}_1^T \cdot \mathbf{i} = \mathbf{u}_1^T \cdot \left( \frac{-\lambda_2}{4} \mathbf{v} - \frac{\mu_2}{4} \mathbf{u}_1 \right) \quad (3.82)$$

$$= \frac{-\lambda_2}{4} \sum_{k=1}^n v_k - \frac{\mu_2}{4} n = 0 \quad (3.83)$$

D'après les expressions (3.83) et (3.81), nous obtenons :

$$\lambda_2 = \frac{-4 \cdot p}{\alpha - \frac{\beta}{n} \sum_{k=1}^n v_k} \quad (3.84)$$

$$\mu_2 = \frac{4 \cdot p \cdot \sum_{k=1}^n v_k}{n \cdot \left( \alpha - \frac{\beta}{n} \sum_{k=1}^n v_k \right)} \quad (3.85)$$

En remplaçant (3.84) et (3.85) dans (3.78), nous aurons finalement :

$$\begin{bmatrix} i_1 \\ i_2 \\ i_3 \\ \vdots \\ i_n \end{bmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{p}{\alpha - \frac{\beta}{n} \sum_{k=1}^n v_k} \cdot \mathbf{v} - \frac{p \sum_{k=1}^n v_k}{n \cdot \left( \alpha - \frac{\beta}{n} \sum_{k=1}^n v_k \right)} \mathbf{u}_1 \end{pmatrix} = \frac{\mathbf{v} - \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n v_k \cdot \mathbf{u}_1}{\sum_{k=1}^n v_k^2 - \frac{\left( \sum_{k=1}^n v_k \right)^2}{n}} \cdot p \quad (3.86)$$

Ce qui donne :

$$\mathbf{i}_{opt-2} = \frac{p \cdot \left( \mathbf{v} - \mathbf{u}_1^T \cdot \mathbf{v} \cdot \frac{\mathbf{u}_1}{n} \right)}{\sum_{k=1}^n v_k^2 - \frac{\left( \sum_{k=1}^n v_k \right)^2}{n}} \quad (3.87)$$

Remarque :

$$\left( \mathbf{v} - \mathbf{u}_1^T \cdot \mathbf{v} \cdot \frac{\mathbf{u}_1}{n} \right)^T \cdot \left( \mathbf{v} - \mathbf{u}_1^T \cdot \mathbf{v} \cdot \frac{\mathbf{u}_1}{n} \right) = \sum_{k=1}^n v_k^2 - \frac{\left( \sum_{k=1}^n v_k \right)^2}{n} \quad (3.88)$$

Une autre expression découle de ces formules :

$$\mathbf{i}_{opt-2} = \frac{p \cdot \left( \mathbf{v} - \mathbf{u}_1^T \cdot \mathbf{v} \cdot \frac{\mathbf{u}_1}{n} \right)}{\sum_{k=1}^n v_k^2 - \frac{\left( \sum_{k=1}^n v_k \right)^2}{n}} = \frac{p \cdot \left( n \cdot \mathbf{v} - \mathbf{u}_1^T \cdot \mathbf{v} \cdot \mathbf{u}_1 \right)}{n \sum_{k=1}^n v_k^2 - \left( \sum_{k=1}^n v_k \right)^2} \quad (3.89)$$

avec :

$$\begin{cases} n \sum_{k=1}^n v_k^2 - \left( \sum_{k=1}^n v_k \right)^2 = \sum_{k=1}^{n-1} (v_k - v_{k+1})^2 + (v_n - v_1)^2 \\ n v_k - \mathbf{u}_1^T \cdot \mathbf{v} \cdot \mathbf{u}_{1k} = n v_k - \mathbf{u}_1^T \cdot \mathbf{v} = n \cdot v_k - \sum_{m=1}^n v_m = \sum_{m=1}^n (v_k - v_m) \end{cases} \quad (3.90)$$

Ce qui donne finalement :

$$\mathbf{i}_{opt-2} = \frac{p \cdot \sum_{m=1}^n (v_k - v_m)}{\sum_{k=1}^{n-1} (v_k - v_{k+1})^2 + (v_n - v_1)^2} \quad (3.91)$$

Pour  $n = 3$ , nous avons :

$$i_{opt-2,1} = \frac{p \cdot ((v_1 - v_2) + (v_1 - v_3))}{(v_1 - v_2)^2 + (v_2 - v_3)^2 + (v_3 - v_1)^2} \quad (3.92)$$

$$i_{opt-2,2} = \frac{p \cdot ((v_2 - v_1) + (v_2 - v_3))}{(v_1 - v_2)^2 + (v_2 - v_3)^2 + (v_3 - v_1)^2} \quad (3.93)$$

$$i_{opt-2,3} = \frac{p \cdot ((v_3 - v_1) + (v_3 - v_2))}{(v_1 - v_2)^2 + (v_2 - v_3)^2 + (v_3 - v_1)^2} \quad (3.94)$$



3.2.6.3 Optimisation sur  $n + 1$  lignes,  $i_0 \neq 0$

On définit les équations comme suit :

$$\begin{cases} p = \mathbf{v}^T \cdot \mathbf{i} \\ J_3 = \sum_{k=1}^n i_k^2 + \left( \sum_{k=1}^n i_k \right)^2 \\ L_3 = \sum_{k=1}^n i_k^2 + \left( \sum_{k=1}^n i_k \right)^2 + \lambda_3 (\mathbf{v}^T \cdot \mathbf{i} - p) \end{cases} \quad (3.95)$$

En dérivant  $L_3$  dans l'équation (3.95) par rapport à chaque courant de phase, nous obtenons :

$$2 \cdot i_k + 2 \cdot \sum_{k=1}^n i_k + \lambda_3 \cdot v_k = 0 \quad (3.96)$$

Réécrivons l'équation (3.96) sous forme matricielle, nous obtenons :

$$\underbrace{\begin{bmatrix} 2 & 1 & 1 & \dots & 1 \\ 1 & 2 & 1 & \dots & 1 \\ 1 & 1 & 2 & \dots & 1 \\ \vdots & & & & \\ 1 & 1 & 1 & \dots & 2 \end{bmatrix}}_{n \times n} \cdot \begin{bmatrix} i_1 \\ i_2 \\ i_3 \\ \vdots \\ i_n \end{bmatrix} = -\frac{\lambda_3}{2} \cdot \begin{bmatrix} v_1 \\ v_2 \\ v_3 \\ \vdots \\ v_n \end{bmatrix} \quad (3.97)$$

Les courants actifs sont déterminés et exprimés par :

$$\begin{bmatrix} i_1 \\ i_2 \\ i_3 \\ \vdots \\ i_n \end{bmatrix} = -\frac{\lambda_3}{2(n+1)} \cdot \underbrace{\begin{bmatrix} n & -1 & -1 & \dots & -1 \\ -1 & n & -1 & \dots & -1 \\ -1 & -1 & n & \dots & -1 \\ \vdots & & & & \\ -1 & -1 & -1 & \dots & n \end{bmatrix}}_{\text{matrice A}} \cdot \begin{bmatrix} v_1 \\ v_2 \\ v_3 \\ \vdots \\ v_n \end{bmatrix} \quad (3.98)$$

A partir de l'équation (3.98), la puissance s'obtient par :

$$p = \mathbf{v}^T \cdot \mathbf{i} = -\frac{\lambda_3}{2(n+1)} \cdot \mathbf{v}^T \cdot \mathbf{A} \cdot \mathbf{v} \quad (3.99)$$

Par ailleurs :

$$\begin{aligned} \mathbf{v}^T \cdot \mathbf{A} \cdot \mathbf{v} &= n \sum_{k=1}^n v_k^2 - 2 \sum_{i=1}^n \sum_{j \neq i; j=1}^n v_i \cdot v_j \\ &= n \sum_{k=1}^n v_k^2 - \left( \left( \sum_{k=1}^n v_k \right)^2 - \sum_{k=1}^n v_k^2 \right) = (n+1) \sum_{k=1}^n v_k^2 - \left( \sum_{k=1}^n v_k \right)^2 \end{aligned} \quad (3.100)$$

soit  $\lambda_3$  égale :

$$\begin{aligned}\lambda_3 &= \frac{-2(n+1)p}{n \sum_{i=1}^n v_i^2 - 2 \sum_{i=1}^n \sum_{\substack{j \neq i \\ j=1}} v_i \cdot v_j} = \frac{-2(n+1)p}{(n+2) \sum_{i=1}^n v_i^2 - 2 \sum_{i=1}^n \sum_{j=1} v_i v_j} \\ &= \frac{-2(n+1)p}{(n+1) \sum_{i=1}^n v_i^2 - \left( \sum_{i=1}^n v_i \right)^2}\end{aligned}\quad (3.101)$$

Substituons l'équation (3.101) dans l'équation (3.98), nous obtenons finalement la solution par :

$$\mathbf{i}_{opt-3} = \frac{p \cdot \left( \mathbf{v} - \mathbf{u}_1^T \cdot \mathbf{v} \cdot \frac{\mathbf{u}_1}{n+1} \right)}{\sum_{k=1}^n v_k^2 - \frac{\left( \sum_{k=1}^n v_k \right)^2}{n+1}} = \frac{p \cdot \left( \mathbf{v} - \sum_{k=1}^n v_k \cdot \frac{\mathbf{u}_1}{n+1} \right)}{\sum_{k=1}^n v_k^2 - \frac{\left( \sum_{k=1}^n v_k \right)^2}{n+1}}\quad (3.102)$$

Une autre expression découle de ces formules :

$$\mathbf{i}_{opt-3} = \frac{p \cdot \left( \mathbf{v} - \mathbf{u}_1^T \cdot \mathbf{v} \cdot \frac{\mathbf{u}_1}{n+1} \right)}{\sum_{k=1}^n v_k^2 - \frac{\left( \sum_{k=1}^n v_k \right)^2}{n+1}} = \frac{p \cdot \left( (n+1) \mathbf{v} - \mathbf{u}_1^T \cdot \mathbf{v} \cdot \mathbf{u}_1 \right)}{(n+1) \sum_{k=1}^n v_k^2 - \left( \sum_{k=1}^n v_k \right)^2}\quad (3.103)$$

où :

$$\begin{cases} (n+1) \sum_{k=1}^n v_k^2 - \left( \sum_{k=1}^n v_k \right)^2 = \sum_{k=1}^n v_k^2 + \sum_{k=1}^{n-1} (v_k - v_{k+1})^2 + (v_n - v_1)^2 \\ (n+1) v_k - \mathbf{u}_1^T \cdot \mathbf{v} \cdot \mathbf{u}_{1k} = (n+1) v_k - \mathbf{u}_1^T \cdot \mathbf{v} = (n+1) v_k - \sum_{m=1}^n v_m = v_k + \sum_{m=1}^n (v_k - v_m) \end{cases}\quad (3.104)$$

ce qui donne alors :

$$i_{opt-3,k} = \frac{p \left( v_k + \sum_{m=1}^n (v_k - v_m) \right)}{\sum_{m=1}^n (v_m)^2 + \sum_{m=1}^{n-1} (v_m - v_{m+1})^2 + (v_n - v_1)^2}\quad (3.105)$$

Pour  $n = 3$ , nous avons :

$$i_{opt-3,1} = \frac{p (v_1 + (v_1 - v_2) + (v_1 - v_3))}{v_1^2 + v_2^2 + v_3^2 + (v_1 - v_2)^2 + (v_2 - v_3)^2 + (v_3 - v_1)^2}\quad (3.106)$$

$$i_{opt-3,2} = \frac{p (v_2 + (v_2 - v_1) + (v_2 - v_3))}{v_1^2 + v_2^2 + v_3^2 + (v_1 - v_2)^2 + (v_2 - v_3)^2 + (v_3 - v_1)^2}\quad (3.107)$$

$$i_{opt-3,3} = \frac{p (v_3 + (v_3 - v_1) + (v_3 - v_2))}{v_1^2 + v_2^2 + v_3^2 + (v_1 - v_2)^2 + (v_2 - v_3)^2 + (v_3 - v_1)^2}\quad (3.108)$$

Dans la section suivante, nous développons une représentation géométrique des courants optimaux sur des hyperplans qui sont définis par des contraintes de puissance et de courant homopolaire.

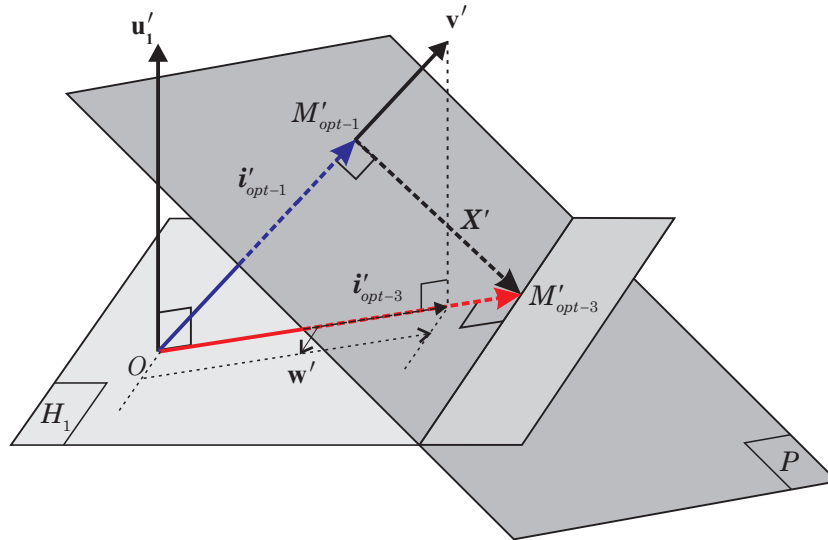


Figure 3.41 – Hyperplans de situation des courants optimaux dans les deux stratégies 1 et 3 dans un espace à  $n + 1$  dimensions

#### 3.2.6.4 Visualisation des stratégies d'optimisation par la méthode géométrique

Définissons de nouveaux vecteurs :

- vecteur de courant :  $\mathbf{i}' = \underbrace{[ i_1 \ i_2 \ \dots \ i_n \ i_0 ]^T}_{n+1}$
- vecteur de tension :  $\mathbf{v}' = \underbrace{[ v_1 \ v_2 \ \dots \ v_n \ 0 ]^T}_{n+1} = [ \mathbf{v} \ 0 ]^T$  (3.109)
- Vecteur unité :  $\mathbf{u}'_1 = \underbrace{[ 1 \ 1 \ \dots \ 1 \ 1 ]^T}_{n+1} = [ \mathbf{u}_1 \ 1 ]^T$  et  $\|\mathbf{u}'_1\| = \sqrt{1+n}$

Définissons aussi deux hyperplans :

- $H_1$  avec  $\sum_{k=1}^n i_k + i_0 = 0$  où les courants optimaux se situent et  $i_0 = -\sum_{k=1}^n i_k$
- $P$  : hyperplan de l'ensemble des solutions  $\mathbf{i}'$  telles que  $p = cte.$ , soit  $\mathbf{i}'^T \cdot \mathbf{v}' = \mathbf{i}'_{opt-1}{}^T \cdot \mathbf{v}' = p$  avec  $\mathbf{i}'_{opt-1} = [ \mathbf{i}_{opt-1} \ 0 ]^T$

Les tensions et courants sont déterminés sur les deux plans comme le montre la figure 3.41. La solutions optimale  $\mathbf{i}'_{opt-1}$  dans l'expression (3.74) devient :

$$\mathbf{i}'_{opt-1} = \frac{p \cdot \mathbf{v}'}{\sum_{k=1}^n v_k^2} = [ \mathbf{i}_{opt-1} \ 0 ]^T \quad (3.110)$$

Appelons  $\mathbf{w}'$  la projection du vecteur  $\mathbf{v}'$  sur l'hyperplan  $H_1$ , il vaut alors :

$$\mathbf{w}' = \mathbf{v}' - \mathbf{u}'_1{}^T \cdot \mathbf{v}' \cdot \frac{\mathbf{u}'_1}{\|\mathbf{u}'_1\|^2} = \mathbf{v}' - \mathbf{u}'_1{}^T \cdot \mathbf{v}' \cdot \frac{\mathbf{u}'_1}{n+1} \quad (3.111)$$

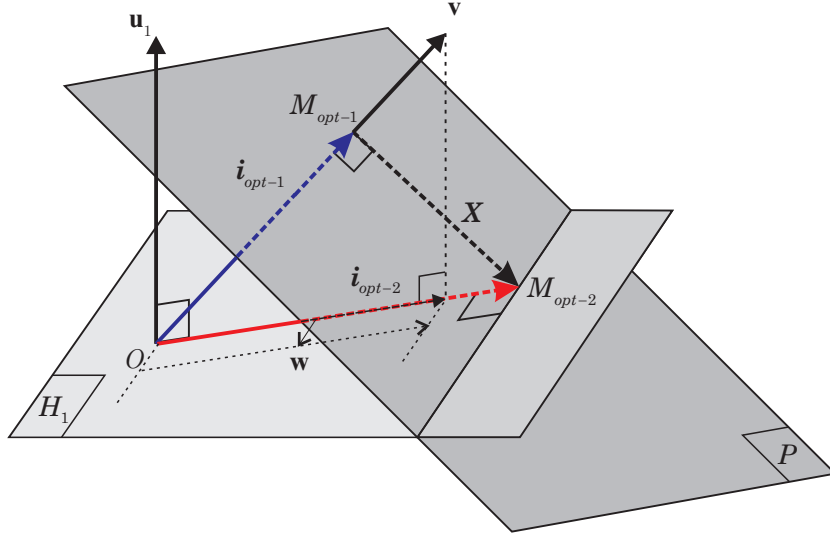


Figure 3.42 – Hyperplans de situation des courants optimaux dans les deux stratégies 1 et 2 dans un espace à  $n + 1$  dimensions

La solution optimale minimisant les pertes par effet Joule est donc :

$$\mathbf{i}'_{opt-3} = \frac{p \cdot \mathbf{w}'}{\mathbf{w}'^T \cdot \mathbf{w}'} = \frac{p \cdot \left( \mathbf{v}' - \mathbf{u}'_1{}^T \cdot \mathbf{v}' \cdot \frac{\mathbf{u}'_1}{n+1} \right)}{\sum_{k=1}^n v_k^2 - \frac{\left( \sum_{k=1}^n v_k \right)^2}{n+1}} \quad (3.112)$$

Selon la figure 3.41, nous obtenons :

$$\mathbf{i}'_{opt-1} + \mathbf{X}' = \mathbf{i}'_{opt-3} \quad (3.113)$$

En plus, les deux vecteurs  $\mathbf{X}'$  et  $\mathbf{i}'_{opt-1}$  sont orthogonaux dans l'espace. Nous obtenons alors le produit  $\mathbf{X}'^T \cdot \mathbf{i}'_{opt-1} = 0$  ou  $\mathbf{i}'_{opt-1}{}^T \cdot \mathbf{X}' = 0$ . Cette démonstration est présentée dans l'annexe A.

Il est à noter que la même figure peut également représenter la solution 1 ( $\mathbf{i}_{opt-1}$ ) vis-à-vis de la solution 2 ( $\mathbf{i}_{opt-2}$ ) dans un espace à  $n$  dimensions. C'est le cas de la figure 3.42.

Le tableau 3.3 montre les résultats comparatifs de plusieurs méthodes de compensation. Nous constatons que la méthode P-Q, la méthode de Depenbrock (avec  $n = 3$ ) et la deuxième approche d'optimisation donnent un même résultat de compensation. Ces approches résultent d'un courant homopolaire nul mais avec des pertes par effet Joule élevées. L'optimisation sur  $n + 1$  lignes donne le même résultat que l'approche développée par Depenbrock ( $n = 4$ ).

Le tableau 3.3 montre donc une diversité de solutions pour la décomposition des courants de la charge sur lesquelles certaines méthodes donnent des résultats de compensation identiques. Le choix de l'utilisation d'une méthode ou d'une autre dépend de l'objectif de la compensation, de la nature de la charge présentée dans le système et de la configuration du réseau électrique. Dans la section 3.2.8, nous présenterons une discussion comparative des méthodes de compensation dans différentes conditions d'opération du réseau électrique.

La section suivante présente une autre approche d'identification qui ne demande pas la décomposition des courants ni des portions des puissances. Elle est basée sur la synchronisation des tensions et des courants pour pouvoir générer ensuite les courants de référence.

### 3.2 Schémas neuronaux d'identification des harmoniques de courant

Tableau 3.3 – Tableau comparatif des différentes approches de compensation

$p = 55 \text{ W}$	$I_0$	$I_a$	$I_b$	$I_c$	$\ \mathbf{I}\ ^2 = I_a^2 + I_b^2 + I_c^2 + I_0^2$
Avant	12	-9	2	-5	254
Akagi (P-Q) (Eq. (3.32))	0	-2.69	4.76	-2.08	34.12
Courants actifs (Eq. 3.55)	-2.34	-1.75	5.26	-1.17	37.65
Dependbrock ( $n = 3$ ) (Eq. 3.60)	0	-2.69	4.76	-2.08	34.12
Dependbrock ( $n = 4$ ) (Eq. 3.60)	-0.61	-2.44	4.89	-1.83	33.61
Optimisation par $\mathbf{i}_{iopt-1}$ (Eq. 3.74)	-2.34	-1.75	5.26	1.17	37.65
Optimisation par $\mathbf{i}_{iopt-2}$ (Eq. 3.87)	0	-2.69	4.76	-2.08	34.12
Optimisation par $\mathbf{i}_{iopt-3}$ (Eq. 3.102)	-0.61	-2.44	4.89	-1.83	33.61

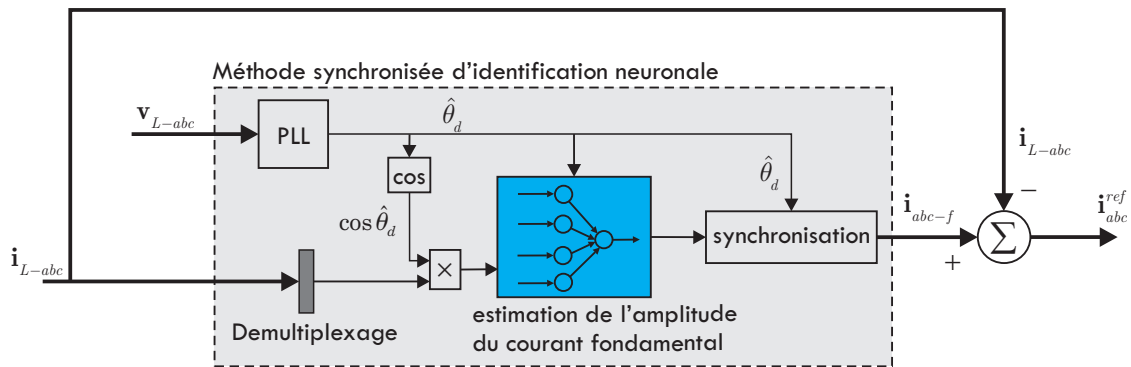


Figure 3.43 – Schéma principal de la méthode synchronisée neuronale

#### 3.2.7 Méthode synchronisée

La méthode synchronisée opère dans le repère des courants de charge en synchronisant les courants actifs fondamentaux avec le système direct de tension de la source. Dans [101], les auteurs proposent d'utiliser un filtre passe-bas du second ordre avec une fréquence de coupure de 50 Hz pour extraire la composante fondamentale du courant. Ce courant fondamental est ensuite multiplié par un signal sinusoïdal. Cette multiplication donne une partie continue et une partie alternative. À l'aide d'un filtre passe-bas d'ordre 5, la partie continue est obtenue et sera ensuite synchronisée avec le système direct de tension.

Dans un souci de généralité, et pour tenir compte des éventuels déséquilibres, les systèmes directs de tension et de courant sont préalablement extraits. Ils peuvent être obtenus soit par une PLL triphasée classique [107], soit par une méthode basée sur le calcul des puissances instantanées [54], ou encore par l'approche neuronale proposée dans [106]. Dans cette approche, nous utilisons la PLL développée dans la section 3.1. Basée sur la théorie proposée dans [101], nous proposons une approche neuronale synchronisée d'identification dont le principe général est représenté par la figure 3.43.

Supposons qu'on a un système de tension comme :

$$\mathbf{v}_{L-abc}(t) = \sum_{n=1}^N \sqrt{2}V_n \begin{pmatrix} \cos(n(\omega t + \varphi)) \\ \cos(n(\omega t - 2\pi/3 + \varphi)) \\ \cos(n(\omega t + 2\pi/3 + \varphi)) \end{pmatrix} = \sum_{n=1}^N \sqrt{2}V_n \begin{pmatrix} \cos(\theta_{dn}) \\ \cos(\theta_{dn} - 2n\pi/3) \\ \cos(\theta_{dn} + 2n\pi/3) \end{pmatrix} \quad (3.114)$$

avec  $\theta_{dn} = n\omega t + \varphi_{dn}$ . À l'aide d'une PLL triphasée présentée dans la section 3.1, on obtient un système

direct de la tension (sans composantes harmoniques) dans l'expression suivante :

$$\mathbf{v}_{L-abc(d)}(t) = \sqrt{2}V \begin{pmatrix} \cos(\hat{\theta}_d) \\ \cos(\hat{\theta}_d - 2\pi/3) \\ \cos(\hat{\theta}_d + 2\pi/3) \end{pmatrix} \quad (3.115)$$

Définissons un système de courants de la charge non linéaire comme suit :

$$\mathbf{i}_{L-abc}(t) = \sum_{n=1}^N \sqrt{2}I_n \begin{pmatrix} \cos(\theta_{dn} + \delta_n) \\ \cos(n\theta_{dn} - 2n\pi/3 + \delta_n) \\ \cos(n\theta_{dn} + 2\pi/3 + \delta_n) \end{pmatrix} \quad (3.116)$$

où  $\delta_n$  est le déphasage de l'harmonique d'ordre  $n$  entre les deux systèmes de tensions et de courants. La multiplication du courant de phase  $a$  avec un signal sinusoïdal issu de la PLL donne (supposons  $\hat{\theta}_d \approx \theta_d$ ) :

$$\begin{aligned} i_{L-a}(t) \cdot \cos(\theta_d) &= \sum_{n=1}^N \frac{\sqrt{2}I_n}{2} \{ \cos((n+1)\theta_d + \delta_n) + \cos((n-1)\theta_d + \delta_n) \} \\ &= \sum_{n=1}^N \frac{\sqrt{2}I_n}{2} \{ \cos(n+1)\theta_d \cdot \cos\delta_n - \sin(n+1)\theta_d \cdot \sin\delta_n \} \\ &\quad + \sum_{n=1}^N \frac{\sqrt{2}I_n}{2} \{ \cos(n-1)\theta_d \cdot \cos\delta_n - \sin(n-1)\theta_d \cdot \sin\delta_n \}. \end{aligned} \quad (3.117)$$

Cette expression est une somme pondérée de termes harmoniques. Elle s'écrit comme une décomposition linéaire qui peut être apprise et estimée par un ADALINE comme dans la figure 3.44. Les entrées et les poids de l'ADALINE sont alors :

$$\mathbf{x} = [\cos(n-1)\theta_d + \cos(n+1)\theta_d \quad \sin(n-1)\theta_d + \sin(n+1)\theta_d]^T \quad (3.118)$$

et

$$\mathbf{w} = \left[ \frac{I_n \cos\delta_n}{\sqrt{2}} \quad - \frac{I_n \sin\delta_n}{\sqrt{2}} \right]^T \quad (3.119)$$

avec  $n = 1, \dots, N$ . Après apprentissage, le poids de l'ADALINE associé au terme fondamental est forcé à converger vers  $\sqrt{2}/2 I_1 \cos\delta_1$ . Ce terme représente l'amplitude d'un courant qui doit osciller en étant synchronisé avec le système de tensions directes. Cette synchronisation conserve le système des tensions directes et celui du courant calculé toujours en phase. En conséquence, le facteur de puissance est maintenu à l'unité.

Les courants de référence sont calculés par une soustraction entre le courant de charge et le courant synchronisé. Les résultats de simulation sont donnés par la figure 3.45. On voit que la méthode synchronisée compense efficacement tous les termes harmoniques des courants de charge et la puissance réactive (les tensions directes sont en phase avec les courants fondamentaux). Au point de vue de la puissance, après compensation, la source délivre une somme de la puissance active constante de son côté et qui est égale à celle absorbée par la charge. On voit également dans la figure 3.45 d) que le facteur de puissance est maintenu à l'unité en régime permanent.

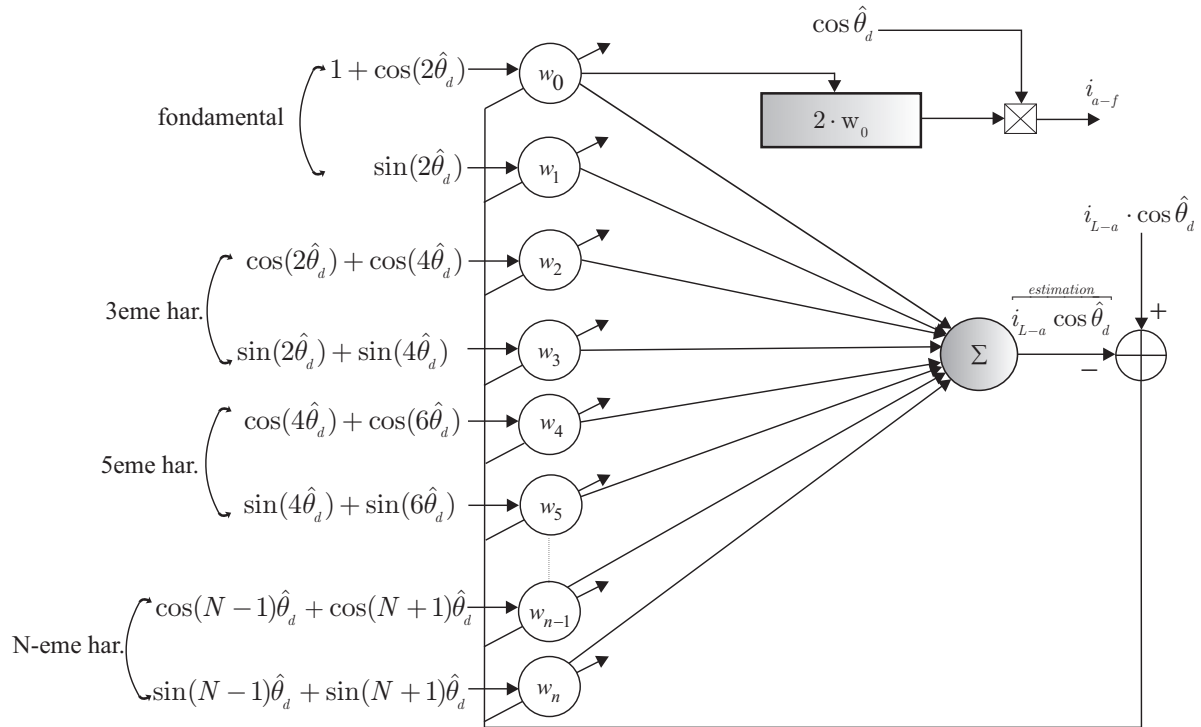


Figure 3.44 – ADALINE utilisé dans la méthode synchronisée

## 3.2.8 Discussion

### 3.2.8.1 Généralité

Nous venons de présenter les différentes méthodes d'identification des harmoniques de courant, toutes basées sur l'apprentissage des puissances ou des courants à l'aide de réseaux ADALINE. Chaque méthode s'appuie sur une stratégie différente afin d'atteindre cet objectif. Les méthodes P-Q et P-Q modifiée ainsi que la méthode des courants actifs travaillent dans l'espace des puissances à l'inverse de la méthode synchronisée qui travaille dans l'espace des courants mesurés. Ces quatre méthodes utilisent des expressions spécifiques et appropriées, soit des puissances, soit des courants. Ces expressions, des sommes pondérées de termes harmoniques, sont apprises par des ADALINE. Pour chaque expression, les termes harmoniques sont synthétisés et utilisés comme entrée par les ADALINE dont les poids convergent vers leur amplitude respective. L'erreur entre la sortie des ADALINE et une grandeur mesurée permet d'ajuster en temps-réel les poids et donc d'estimer en permanence l'importance de chaque harmonique. Pour toutes les méthodes, l'idée de base repose sur une détection synchrone.

Lorsque le système de tensions est déséquilibré, ces méthodes doivent disposer des systèmes direct, inverse et homopolaire des tensions. L'utilisation de ces méthodes d'identification des harmoniques aboutit à la notion de filtre universel, capable non seulement de compenser les harmoniques de courant, mais également la puissance réactive et les déséquilibres en tension et en courant. Les termes pris en compte dans chaque méthode pour compenser les harmoniques, la puissance réactive et les déséquilibres sont donnés dans le tableau 3.4. Ce tableau indique également la compatibilité des méthodes avec des systèmes tri ou monophasés, ainsi que le nombre d'ADALINE nécessaire dans le cas triphasé.

Les méthodes P-Q et P-Q modifiée permettent une visualisation directe des échanges de puissances réalisées, elles nécessitent par contre plusieurs transformations ou changements de repères. La méthode

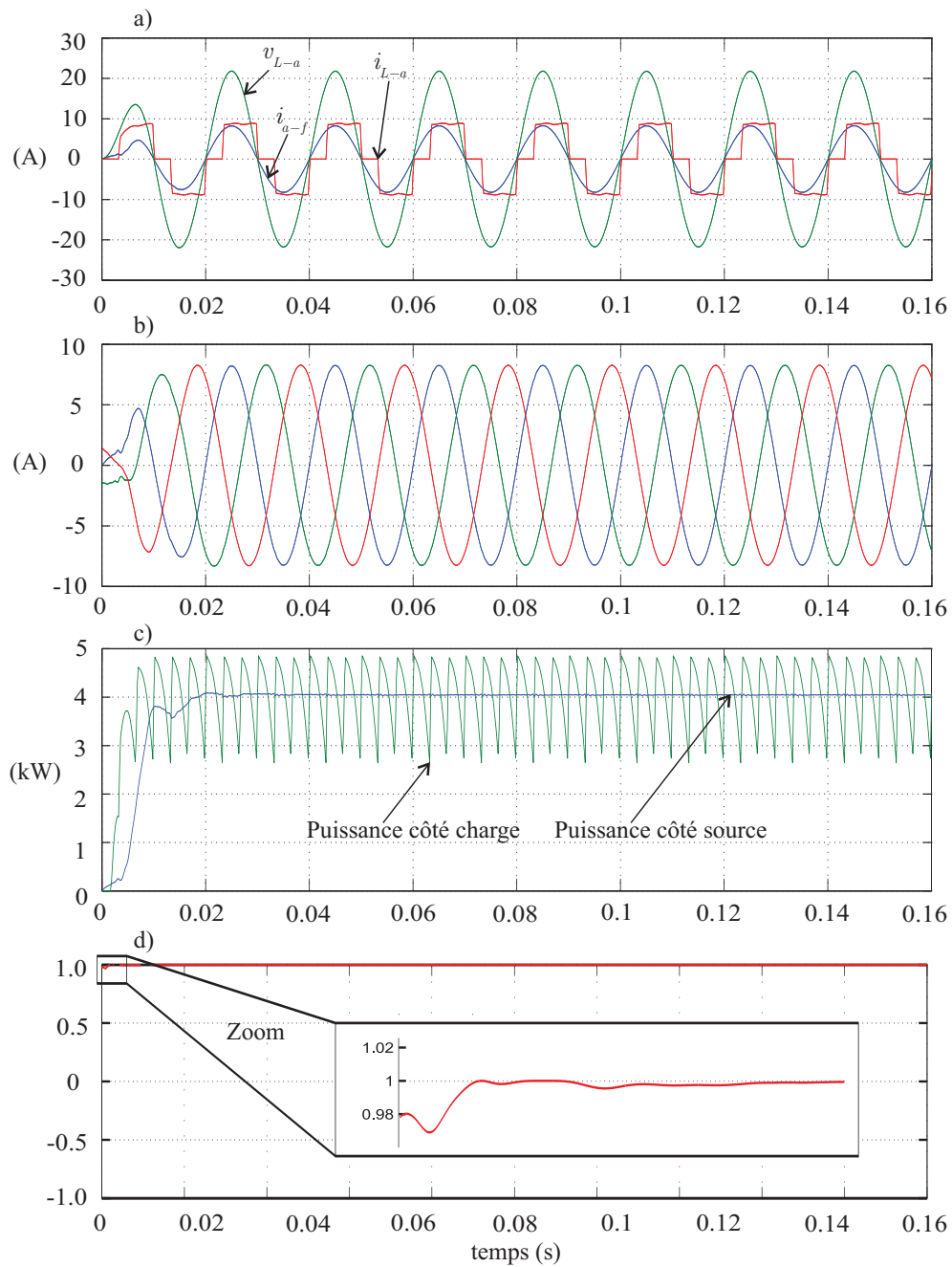


Figure 3.45 – Performance de la méthode synchronisée (simulation) : a) tension et courant de la phase  $a$  avant et après la compensation ; b) courants triphasés côté source ; c) puissances active avant et après la compensation ; d) facteur de puissance  $f_p$



### 3.2 Schémas neuronaux d'identification des harmoniques de courant

Tableau 3.4 – Caractéristiques des différentes méthodes neuronales d'identification des harmoniques

Méthode d'identification	Requis dans le cas d'un système déséquilibré	Compensation d'harmoniques	Compensation de la puissance réactive	Triphasé et/ou Mono-phasé	Nombre d'ADALINE équi./déséqui.	Charge de calcul
P-Q	$\mathbf{v}_{L-abc(d)}$	$\tilde{p} + \tilde{q}$	$q$	tri. et mono.	2/4	+
P-Q modifiée	$\mathbf{v}_{L-abc(d)}$	$\tilde{p} + \tilde{q}_\alpha + \tilde{q}_\beta + \tilde{q}_0$	$q_\alpha + q_\beta + q_0$	tri. et mono.	4/4	++
Courants actifs	$\mathbf{v}_{L-abc(d)}$	$\tilde{p} + \tilde{q}$	$q$	tri. et mono.	1/3	-
Courants diphasés	$\mathbf{i}_{L-abc(d)}$	$i_{Lk} - i_{fk}, k = a, b, c$	$\tilde{i}_Q^d$	tri. et mono.	2/4	-
Synchronisée	$\mathbf{i}_{L-abc(d)}$ et $\mathbf{v}_{L-abc(d)}$	$i_{Lk} - i_{fk\_syn}, k = a, b, c$	inclus dans la compensation des harmoniques	tri. et mono.	3/5	++

des courants actifs travaille dans l'espace des puissances  $a-b-c$ , elle requiert de ce fait moins de calculs mais ne fournit pas explicitement l'expression de la puissance réactive. Un point positif pour la méthode des courants actifs est le fait d'introduire une étude d'optimisation des pertes par effet Joule sur le réseau après compensation. La méthode synchronisée opère dans l'espace  $a-b-c$  des courants. Elle nécessite le système direct de tensions et de courants pour la synchronisation, ceci entraîne un coût algorithmique supplémentaire dans le cas des systèmes déséquilibrés en tension et en courant. Par contre, elle ne requiert qu'un seul ADALINE par phase dans le cas équilibré.

Le choix d'une méthode d'identification dépend de l'objectif de compensation de l'utilisateur et/ou du type de charge. Un autre critère important est l'optimisation des pertes. Quelle que soit la méthode d'identification, la compensation idéale vise à assurer une puissance active constante maximale, des courants actifs sinusoïdaux côté source, et ceci avec des pertes minimales.

#### 3.2.8.2 Réseaux triphasés 3 lignes

Toutes les méthodes présentées peuvent être utilisées dans le réseau 3 phases-3 lignes ou 3 phases-4 lignes. Si le système de tension est équilibré (pour les deux configurations de réseau), toutes les méthodes donnent le même résultat de la compensation.

#### 3.2.8.3 Réseaux triphasés 4 lignes

Quand le système de tensions contient des composantes inverses et homopolaires, la méthode P-Q originale et la méthode des courants actifs optimisée sur 3 phases donnent le même résultat avec une composante homopolaire de courant nulle après compensation. En effet, la méthode des courants actifs est à l'origine de la méthode P-Q dans le repère  $a-b-c$ .

Les figure 3.46 a), b) et c) montrent les tensions et les courants de la charge ainsi que les courants compensés côté source obtenus avec les différentes méthodes d'identification. Avant la perturbation des tensions à l'instant  $t = 0.05$  s, toutes les méthodes procurent un même résultat. Les courants compensés du côté de la source sont sinusoïdaux, les puissances actives fournies sont instantanément constantes et les puissances réactives sont éliminées (voir les figure 3.47 a) et b)). Dans ce régime équilibré de tensions et de courants, toutes les méthodes donnent un courant homopolaire nul. Lorsqu'il y a une

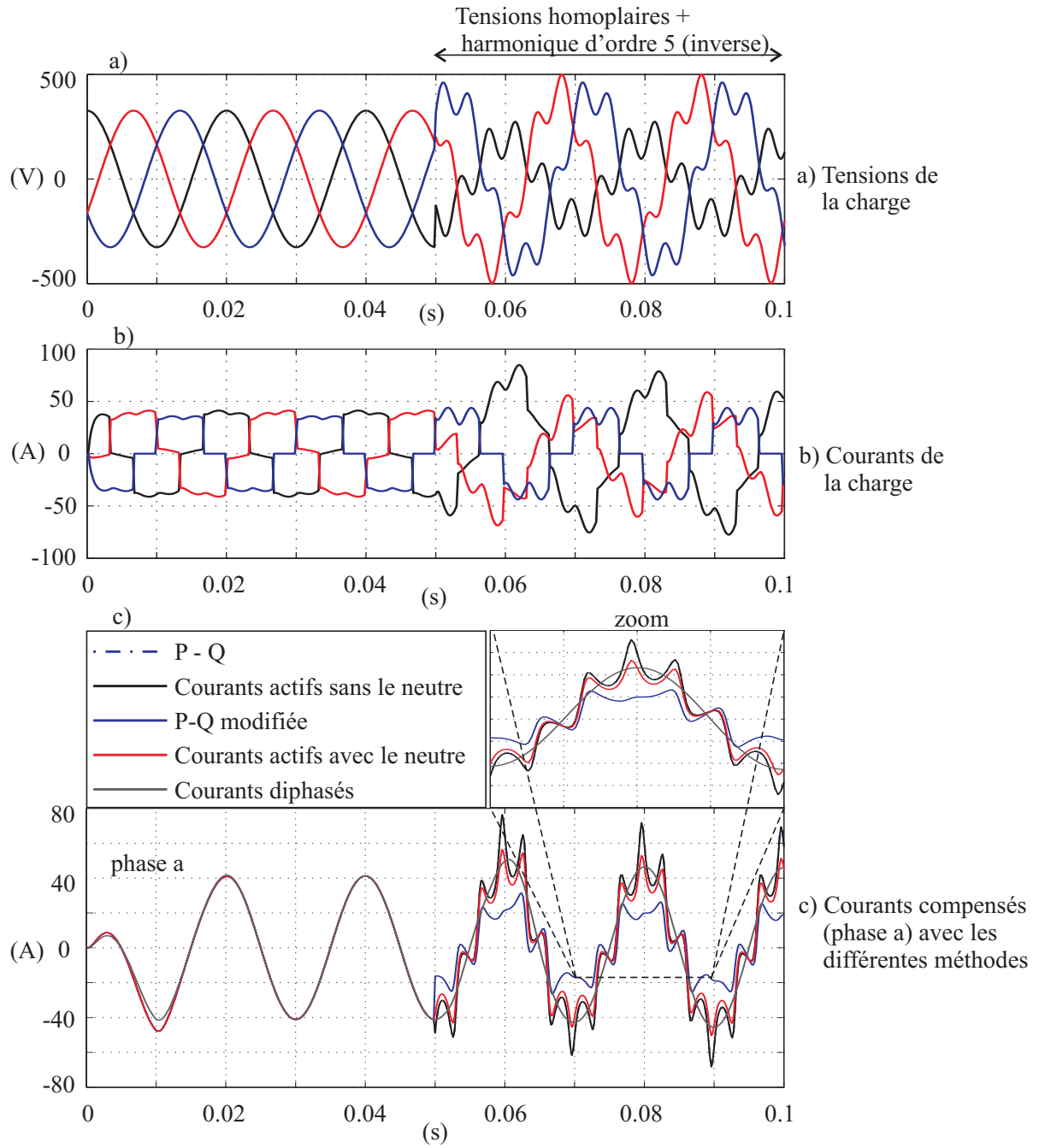


Figure 3.46 – Différents courants obtenus dans le cas d'un réseau triphasé 3 lignes ayant des tensions perturbées (simulation)

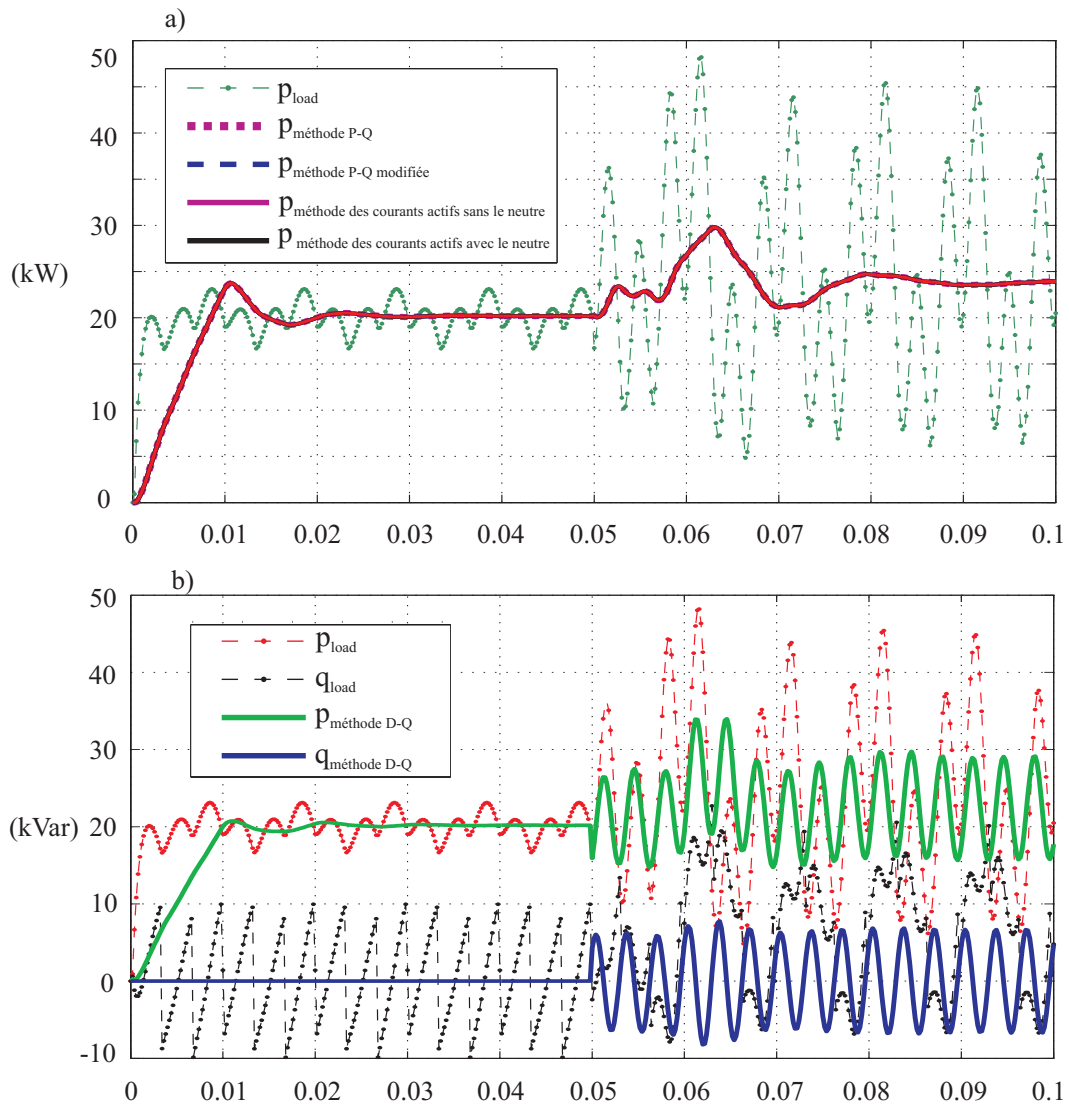


Figure 3.47 – Puissances obtenues correspondant aux courants montrés dans la figure 3.46 c) (simulation)

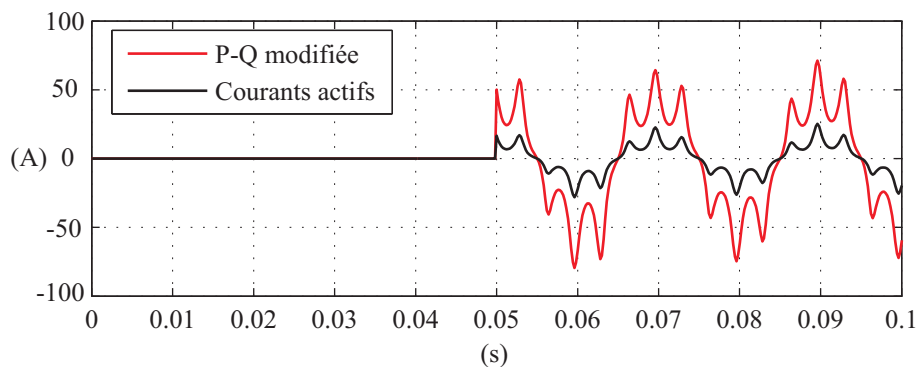


Figure 3.48 – Courants homopolaires obtenus avec la méthode P-Q modifiée et la méthode des courants actifs optimisée sur 4 lignes (simulation)

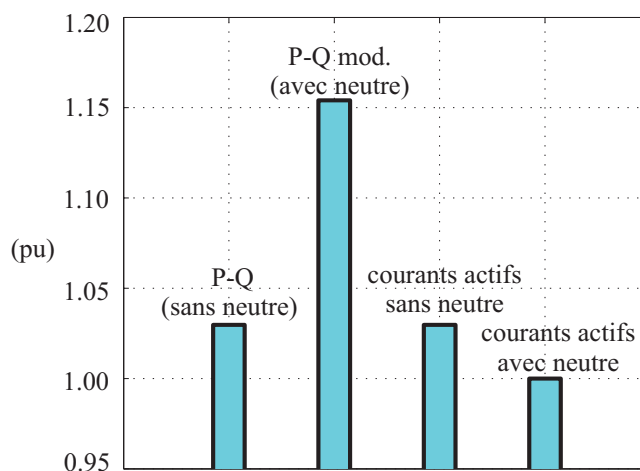


Figure 3.49 – Pertes par effet Joule après la compensation (simulation)

perturbation sur les tensions après  $t = 0.05$  s, la composante homopolaire apparaît dans la tension et crée la différence entre la méthode P-Q originale et la méthode P-Q modifiée, ainsi que la méthode des courants actifs optimisée sur 4 lignes. En effet, la méthode P-Q modifiée et la méthode des courants actifs (sur 4 lignes) utilisent le courant homopolaire dans le calcul des courants de référence, et par conséquent, après la compensation, il existe toujours un courant homopolaire dans les courants côté source comme le montre la figure 3.48.

Dans la figure 3.46 c), nous voyons que le courant obtenu avec la méthode des courants diphasés neuronale [20] [22] reste toujours sinusoïdal même s'il y a des composantes homopolaires et inverses sur la tension. C'est également le cas de la méthode synchronisée neuronale. Ce point peut être considéré comme un point positif mais l'inconvénient est montré dans la figure 3.47 b). Ces courants sinusoïdaux du côté de la source avec des tensions perturbées engendrent des puissances instantanées qui ne sont pas constantes. Ces puissances de nature oscillantes peuvent créer des difficultés pour la gestion des puissances au niveau du générateur en amont du réseau électrique. Si nous souhaitons éliminer cette oscillation due au système inverse des tensions, il faudra en tenir compte en traitant le système inverse en parallèle avec le système direct [20].

Comme le courant homopolaire dans le neutre obtenu avec la méthode P-Q modifiée est élevé, cette approche donne donc des pertes par effet Joule plus élevées que les autres. La méthode des courants actifs optimisée sur 4 lignes minimise les pertes par effet Joule. Cela est important et peut être transposé à la commande des moteurs synchrones avec l'objectif d'obtenir un couple constant et de minimiser en même temps les pertes par effet Joule dans le cas où la force contre électromotrice n'est pas sinusoïdale. La figure 3.49 donne les pertes par effet Joule des différentes méthodes d'identification. Dans ce cas, nous voyons que la méthode d'optimisation de Lagrange sur 4 lignes est optimale. Il est à noter qu'on est toujours intéressé par une puissance active transmise constante par toutes les méthodes. L'extension de toutes ces méthodes peut être réalisée pour un système de  $n + 1$  lignes comme dans la section 3.2.6.

Ces méthodes neuronales d'identification sont comparées et évaluées expérimentalement dans la section suivante.

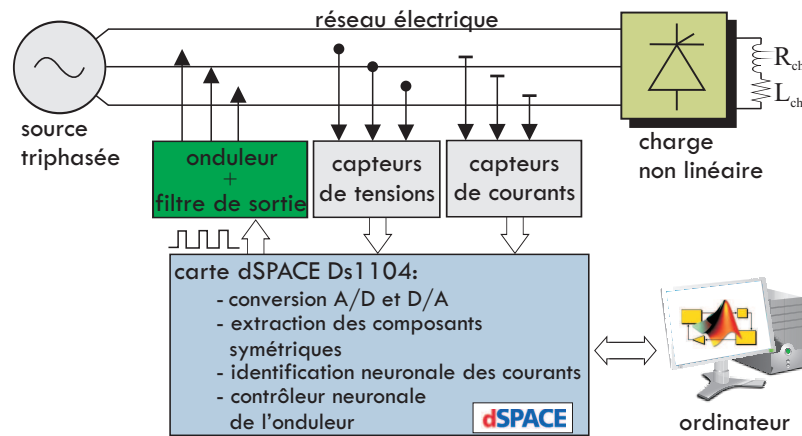


Figure 3.50 – Plate-forme d'évaluation des méthodes d'identification des harmoniques de courant

### 3.3 Validation des méthodes d'identification sur une plate-forme expérimentale

Cette section présente les résultats de test des différentes méthodes d'identification sur une plate-forme expérimentale. La charge non linéaire est constituée d'un pont triphasé à thyristors afin de créer des harmoniques de courant et des déphasages. La forme du courant de la charge dépend de la valeur de l'inductance connectée en parallèle avec le pont triphasé. Dans cet essai, une résistance  $R_{ch} = 62 \Omega$  et une inductance  $L_{ch} = 22.3 \text{ mH}$  sont utilisées. La charge est alimentée par une source autonome avec un système de tensions sinusoïdales ayant une valeur efficace  $V_{rms} = 45 \text{ V}$ .

A l'aide des capteurs de tensions et de courants, ces grandeurs sont mesurées en temps réel et acquises au moyen d'un convertisseur analogique-numérique (A/D) sur une carte dSPACE. Sous l'environnement Matlab/Simulink, nous développons les différentes méthodes pour générer des courants de référence. Ces courants de référence peuvent être récupérés à l'aide de l'interface de ControlDesk. Il est à noter que les capteurs ont des facteurs de multiplication  $K_i = 50$  (la carte dSPACE a un gain de 10 et le capteur de courant a un gain de 5) pour le courant et  $K_v = 500$  (la carte dSPACE a un gain de 10 et le transformateur a un gain de 50) pour la tension. La figure 3.50 montre la plate-forme utilisée.

Toutes les conditions ont été considérées et la dynamique des méthodes est mesurée en faisant varier la charge qui est déséquilibrée au départ. Les courants de la charge non linéaire (pont triphasé à thyristors) comportent des harmoniques  $n = 6k \pm 1$ , avec  $k = 1, 2, \dots, m$ . Il est donc possible de mettre en entrée des ADALINE les signaux sinusoïdaux à des fréquences adéquates selon la méthode utilisée.

#### 3.3.1 Compensation totale des harmoniques et de la puissance réactive

Les résultats sont présentés par la figure 3.51. La configuration de la charge non linéaire change à l'instant  $t = 3.725 \text{ s}$ . La figure 3.51 a) montre les courants mesurés du côté de la charge. Les courants compensés avec les méthodes neuronales proposées sont montrés dans les figure 3.51 b) à figure 3.51 e). Les spectres fréquentiels des courants côté source obtenus avec les différentes approches sont montrés dans la figure 3.52 a) et la figure 3.52 b). A l'aide de cette analyse fréquentielle, il est clair que tous les termes harmoniques de courant sont efficacement éliminés. Il est à noter que les performances d'identification de ces différentes approches neuronales sont proches. En effet, pour une compensation totale (des courants harmoniques et de la puissance réactive) les trois méthodes basées sur le calcul des puissances

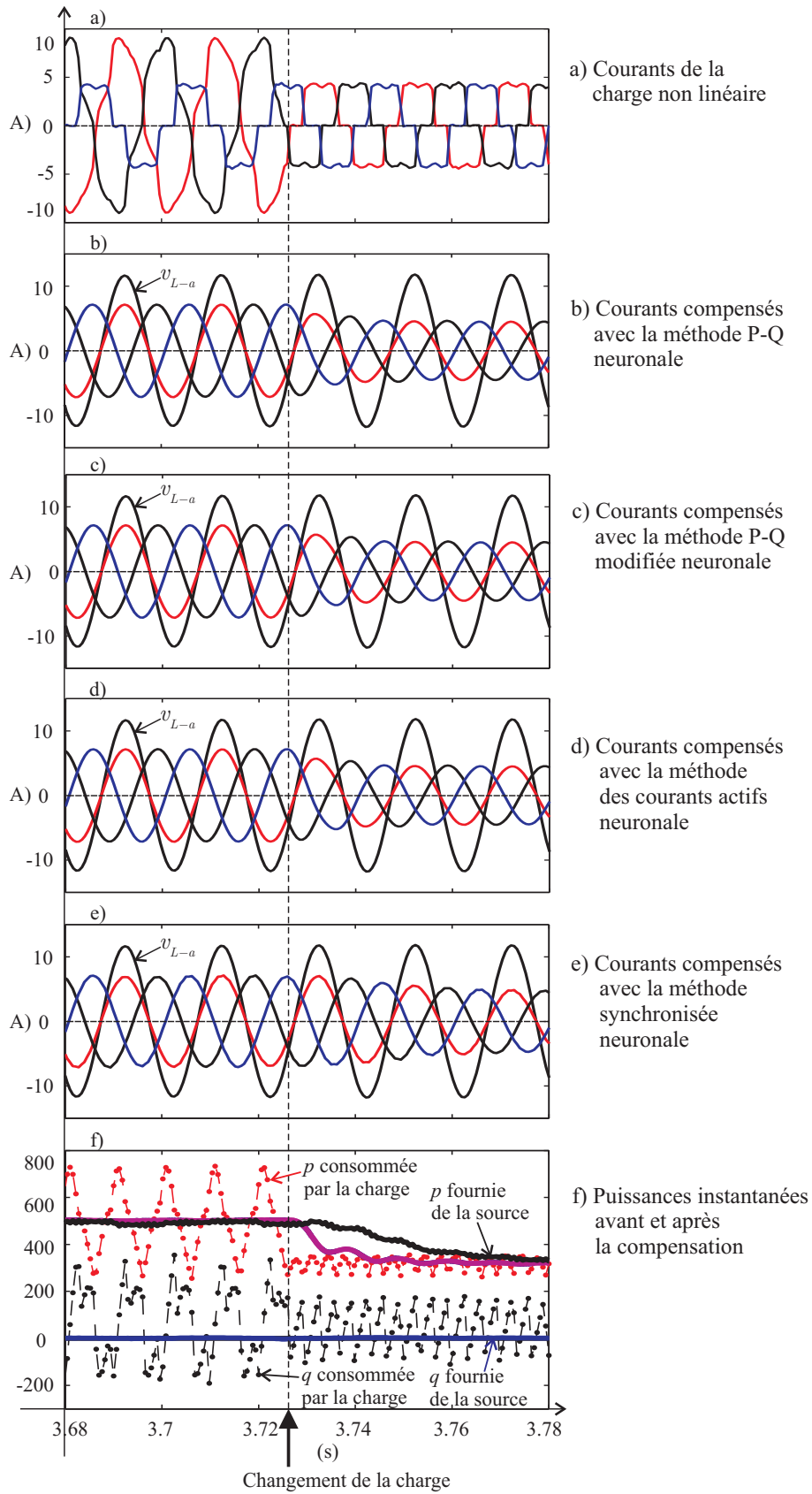


Figure 3.51 – Performance des méthodes neuronales d’identification des courants dans un réseau triphasé 3 lignes (expérimentation)

### 3.3 Validation des méthodes d'identification sur une plate-forme expérimentale

Tableau 3.5 – Performance des méthodes neuronales d'identification

Phase a	$h_5/h_1$ (%)		$h_7/h_1$ (%)		$h_{11}/h_1$ (%)		$h_{13}/h_1$ (%)		$h_{17}/h_1$ (%)		THD (%)		rise time (ms)
	désé.	équi.	désé.	équi.	désé.	équi.	désé.	équi.	désé.	équi.	désé.	équi.	
Charge nonlinéaire													
Courant de charge	11.0	19.8	6.00	12.5	3.80	7.00	4.00	8.00	1.00	3.00	14.0	36.0	-
P-Q avec LPF	0.42	0.46	0.52	0.55	0.51	0.54	0.42	0.47	0.22	0.15	0.71	0.88	200
Courants actifs avec LPF	0.43	0.46	0.51	0.55	0.52	0.54	0.42	0.47	0.22	0.15	0.75	0.84	200
P-Q neuronale orig.	0.31	0.23	0.37	0.27	0.37	0.32	0.30	0.23	0.25	0.25	0.61	0.82	200
P-Q neuronale mod.	0.30	0.23	0.37	0.27	0.37	0.32	0.30	0.23	0.25	0.25	0.60	0.80	60
Courants actifs neuronale	0.31	0.23	0.37	0.27	0.37	0.32	0.30	0.23	0.25	0.25	0.58	0.75	40
Synchronisée neuronale	0.25	0.24	0.33	0.21	0.38	0.35	0.42	0.32	0.58	0.65	0.60	0.70	32
IEEE Std 519-1992	< 4	< 4	< 4	< 4	< 2	< 2	< 2	< 2	< 1.5	< 1.5	< 5	< 5	-

(P-Q, P-Q modifiée et courants actifs) utilisent un seul ADALINE pour estimer la puissance active. Le fait d'utiliser une même estimation de la puissance donne un même résultat. La méthode synchronisée a 1% de différence au niveau de la composante fondamentale par rapport aux trois autres méthodes en régime permanent. Cette déviation est négligeable.

Le tableau 3.5 permet de comparer les performances des différentes méthodes d'identification. En effet, ce tableau donne les valeurs numériques des amplitudes de chaque terme harmonique 5, 7, 11, 13 et 17 individuellement ainsi que le THD des courants côté charge et côté source obtenus avec chaque méthode. De plus, ces harmoniques de courant sont précisées tant dans le régime déséquilibré que dans le régime équilibré de la charge (colonne gauche et droite respectivement pour chaque harmonique). En comparant avec la limite imposée par la norme IEEE 519-1992 [46], on voit que toutes les méthodes neuronales donnent de bonnes performances de compensation.

Dans la pratique, la méthode synchronisée est sensible aux variations de la fréquence du réseau. Elle doit s'appuyer sur une PLL robuste qui estime efficacement la fréquence instantanée pour calculer les courants fondamentaux par la transformation inverse de Park. Les autres méthodes sont moins sensibles aux variations de la fréquence. En effet, en travaillant dans le repère des puissances, les changements de la fréquence ne déforment que légèrement les courants fondamentaux.

La figure 3.53 a) montre une estimation de la puissance active instantanée ainsi que sa valeur moyenne (partie continue) à l'aide d'un réseau ADALINE. Cette puissance est estimée avec la méthode des courants actifs de l'équation (3.102). La figure 3.53 b) donne une courbe de l'erreur de l'estimation. On voit bien la rapidité, la qualité et la robustesse de cette approche neuronale à chaque changement de la charge non linéaire. L'erreur oscille autour de zéro avec une faible amplitude. Cela peut être dû à l'erreur de mesure et à l'erreur de l'apprentissage mais cette valeur ne vaut qu'environ 2% de l'amplitude de la puissance estimée, elle est donc acceptable. La figure 3.53 c) montre un zoom de cette estimation entre  $t = 3.68$  s et  $t = 3.78$  s qui correspond aux résultats montrés dans la figure 3.51. Nous voyons que le réseau ADALINE ne prend qu'une période d'onde soit l'équivalent de 20 ms pour atteindre le régime permanent. Cela est un défi lorsqu'on utilise un filtre passe-bas en souhaitant une valeur moyenne constante avec un temps de réponse si rapide.

La figure 3.51 f) montre les performances de la compensation de la puissance réactive. Nous voyons que la puissance réactive (ou non active) est approximativement égale à zéro, ce qui donne un facteur de puissance égal à l'unité.

#### 3.3.2 Compensation sélective des harmoniques et de la puissance réactive

La section précédente traitait d'une compensation totale de toutes les harmoniques et des parties non actives des courants de la charge. Cette stratégie correspond à ce que l'on souhaiterait obtenir après la

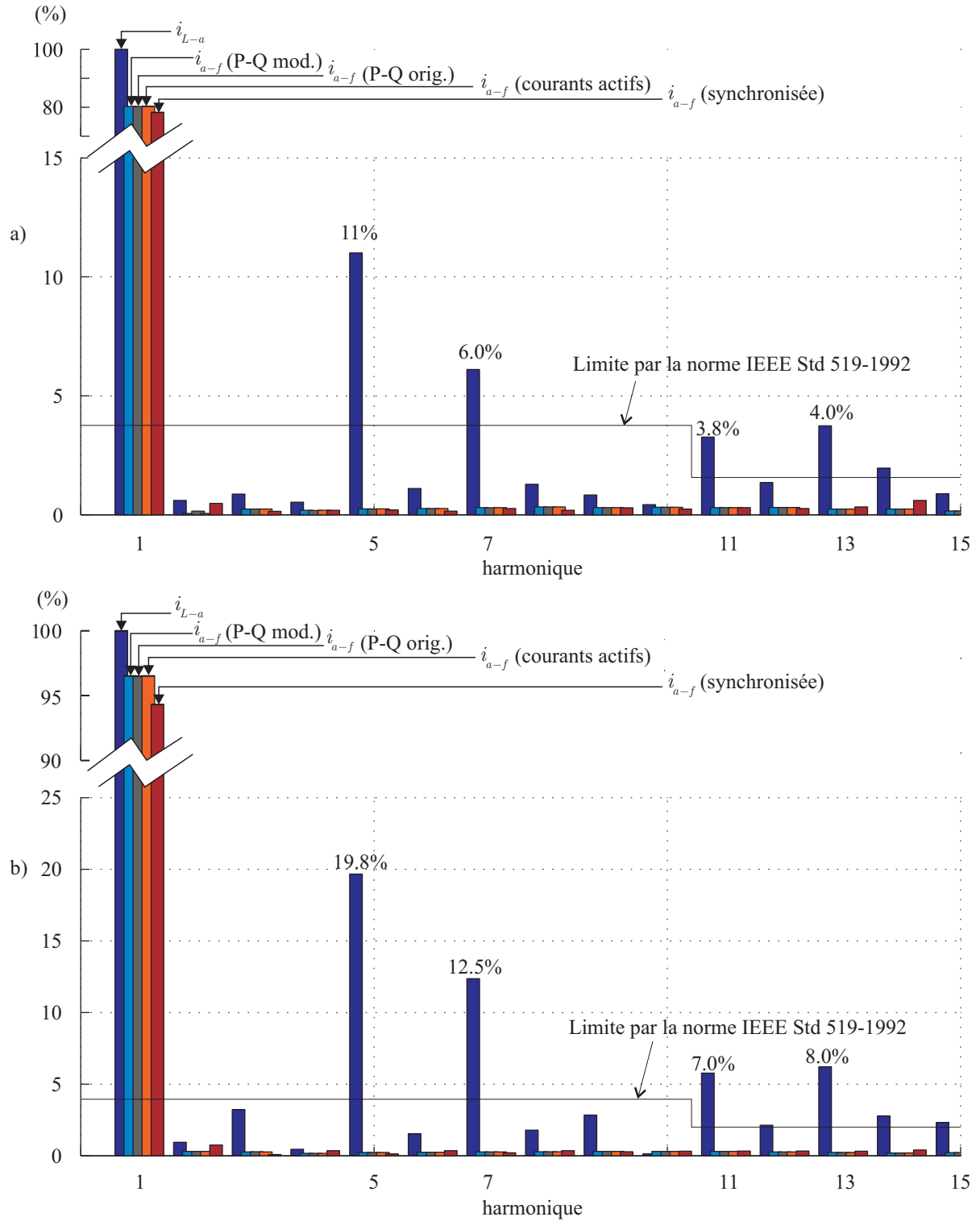


Figure 3.52 – Spectre fréquentiel du courant de la phase *a* : a) charge déséquilibrée ; b) charge équilibrée



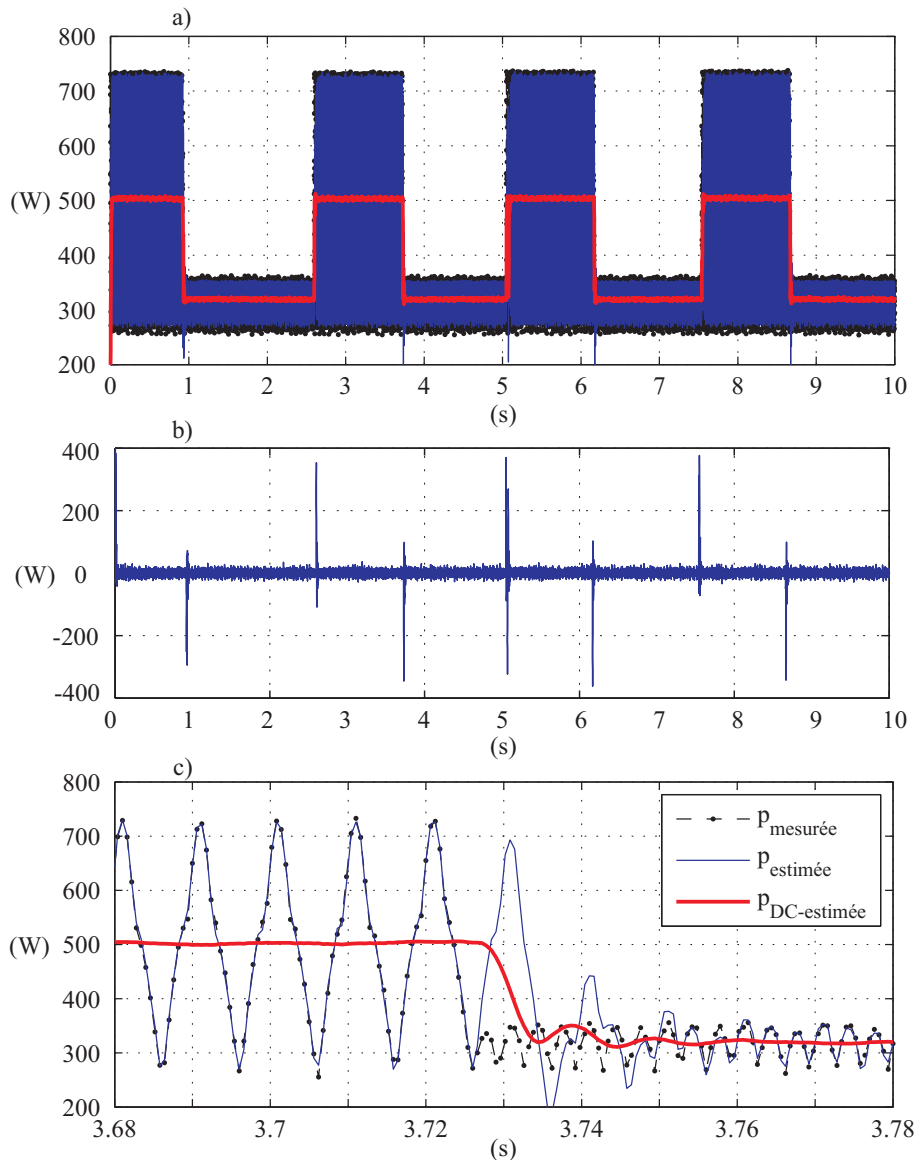


Figure 3.53 – Estimation de la puissance par l'ADALINE (expérimentation) : a) Estimation de la puissance ; b) erreur d'estimation ; c) zoom de 3.68 s à 3.78 s de la puissance

compensation. Par contre, cela peut être considéré comme un point délicat au niveau de la commande de l'onduleur avec des harmoniques à hautes fréquences. De plus, la plupart des charges non linéaires dans le réseau triphasé produisent principalement des harmoniques d'ordre 5, 7, 11 et 13 ou d'ordre 3, 5 et 7 en monophasé (voir la section 2.1.6, la figure 2.2). La compensation de ces harmoniques ne rend pas parfaitement les courants côté source sinusoïdaux, mais ils resteront quasi-sinusoïdaux en respectant la norme IEEE 519-1992 [46]. Dans la section 4.3.3, nous allons étudier une méthode de commande dédiée à chaque harmonique individuel. Cette technique montre de bonnes performances par rapport au régulateur PI. Il y a donc là, un intérêt supplémentaire de la compensation sélective en dehors de l'objectif de réduire la taille de l'onduleur (puissance). La figure 3.54 montre le résultat de la stratégie de compensation des harmoniques de courant d'ordres 5 et 7. Les figure 3.54 a) et a.1) donnent les courants côté AC d'un pont de diodes triphasé ayant une charge inductive ( $R_{ch}$  et  $L_{ch}$ ) côté DC, la tension directe  $v_{L-a(d)}$  et le spectre de courant de la phase  $a$  respectivement. Ces courants ont des harmoniques d'ordre  $6k \pm 1$  [46] et en particulier au niveau des harmoniques 5 et 7. Les figure 3.54 b) et b.1) montrent le résultat

dans lequel seul les deux harmoniques élevés d'ordre 5 et 7 sont éliminés par la méthode P-Q neuronale modifiée. Le même résultat est obtenu avec la méthode synchronisée neuronale dont les courbes sont montrées dans les figure 3.54 c) et c.1). Nous constatons que les harmoniques à haute fréquence (11, 13, 15, 17) restent dans le courant côté source. Les figure 3.54 d) et d.1) montrent le résultat obtenu avec la méthode des courants actifs. On voit que la forme des courants obtenue par cette approche se rapproche plus d'une sinusoïde que la forme obtenue par les deux autres approches.

On voit également que non seulement les harmoniques 5 et 7 ont été éliminés mais aussi une partie des harmoniques 11, 13, 15 et 17 est enlevée. Par le principe de cette méthode, toutes les parties des puissances non actives (puissances réactives) vont être compensées. En compensant les deux composantes harmoniques 5 et 7, nous avons compensé toutes les parties réactives d'autres composantes, et finalement, les courants côté source ne contiennent que des parties actives de la composante fondamentale et celles des harmoniques à haute fréquence (11, 13, 15, 17). Cela signifie aussi que dans les harmoniques d'ordre 11, 13, 15 et 17, la partie non active est plus grande que la partie active. Cela est vérifié en observant les deux figure 3.54 b) et figure 3.54 c) où il y a un petit déphasage entre la tension  $v_{La(d)}$  et le courant compensé. Ce n'est pas le cas avec la méthode des courants actifs où la tension et le courant sont en phase.

Les résultats obtenus avec la stratégie de compensation basée seulement sur les harmoniques d'ordre 5 et d'ordre 7 ne satisfait pas la norme IEEE 519-1992 car les deux harmoniques d'ordres 11 et 13 restent supérieur à 2%. Pour améliorer la qualité des courants côté source, ces deux harmoniques d'ordre 11 et d'ordre 13 doivent être éliminés.

La figure 3.55 donne les résultats lorsque les 4 harmoniques de courant de la charge (5, 7, 11, 13) sont éliminés. Nous voyons que cette fois-ci, la qualité des courants compensés obtenus par la méthode P-Q modifiée et par la méthode des courants actifs a été améliorée. De plus, le déphasage entre le courant compensé obtenu avec la méthode P-Q modifiée neuronale et la tension directe a également été réduit par rapport à celui montré dans les figure 3.54 b) et c).

## 3.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons développé avec succès une boucle à verrouillage de phase neuronale comme objectif de l'estimation des composantes symétriques et la phase instantanée de la tension du réseau électrique. En présence de termes harmoniques à haute fréquence, le signal devient plus complexe et plus difficile à identifier avec les approches traditionnelles. De nouvelles solutions basées sur l'apprentissage des réseaux ADALINE ont été proposées pour une boucle à verrouillage performante et robuste dans des conditions dégradées qui peuvent apparaître dans le réseau de distribution.

Plusieurs méthodes d'identification des harmoniques ont été développées et comparées dans ce chapitre. Elles sont toutes basées sur des réseaux de neurones de type ADALINE qui permettent d'estimer spécifiquement chaque terme harmonique afin de déduire les composantes continues de courant ou de puissance instantanée. La validation de ces méthodes a été conduite expérimentalement grâce à une plateforme de test. Les résultats montrent de bonnes performances en terme de précision, fiabilité, robustesse et rapidité. Si leurs performances sont proches, certaines méthodes sont plus judicieuses que d'autres selon les objectifs visés. Les objectifs de compensation peuvent être la compensation de tous les harmoniques, de certains harmoniques uniquement, de la puissance réactive, la correction du déséquilibre, la transmission d'un maximum de puissance active de la source vers les charges, etc. Le choix de la méthode se fait en fonction des grandeurs impliquées dans l'objectif de compensation.

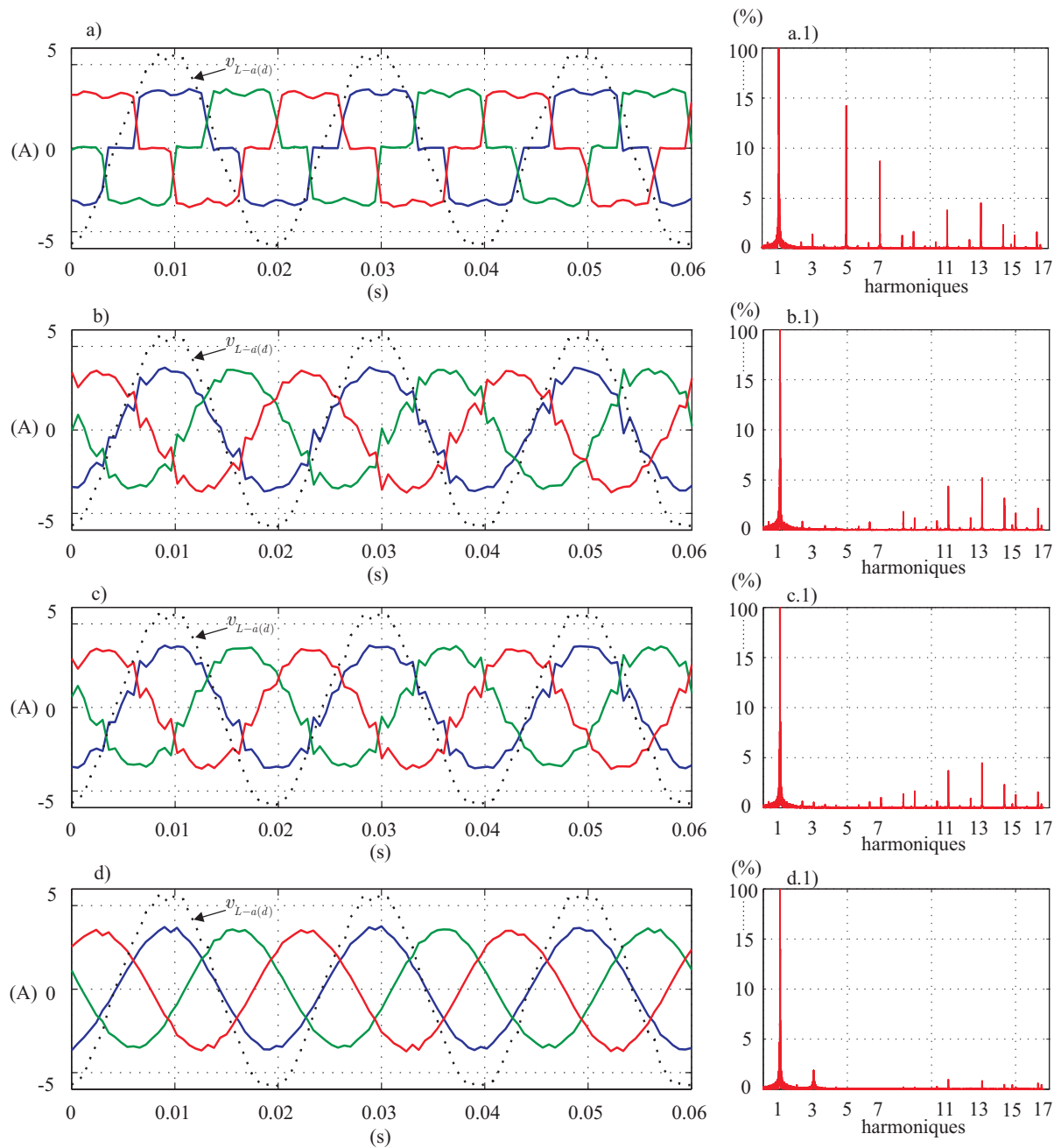


Figure 3.54 – Compensation sélective des harmoniques d'ordre 5 et d'ordre 7 : a) courants de la charge ; b) courants compensés avec la méthode P-Q modifiée ; c) courants compensés avec la méthode synchronisée ; d) courants compensés avec la méthode des courants actifs (expérimentation)

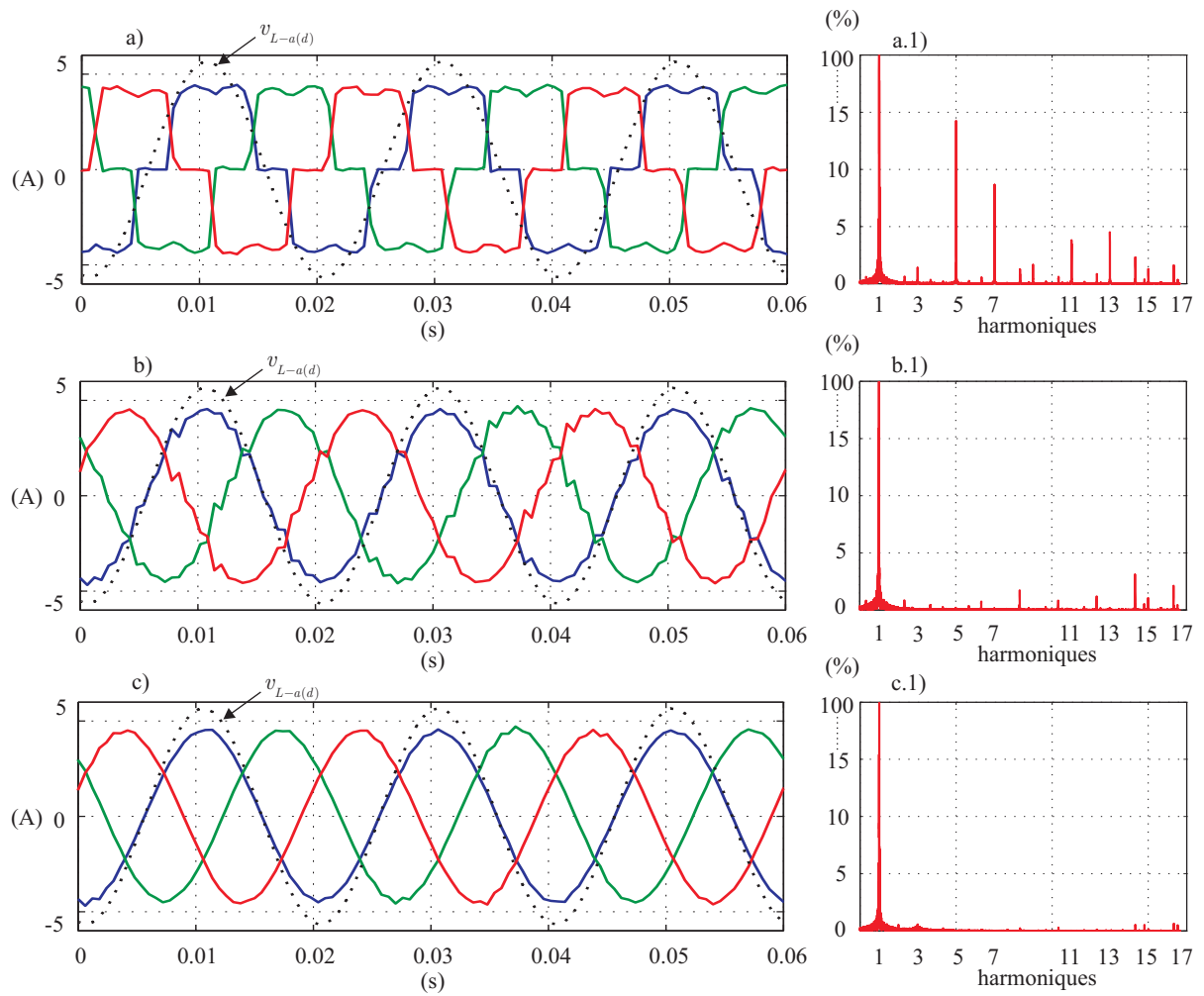


Figure 3.55 – Compensation sélective des harmoniques d'ordre 5, 7, 11, 13 : a) courants de la charge ; b) courants compensés avec la méthode P-Q modifiée ; c) courants compensés avec la méthode des courants actifs (expérimentation)

### 3.4 Conclusion

---

L'implantation numérique et les coûts algorithmiques ont été pris en compte dans cette étude. Toutes les méthodes proposées sont compatibles avec une implantation temps-réel permettant d'identifier efficacement les perturbations présentes dans les réseaux électriques. Dans le chapitre suivant, nous allons développer les techniques neuromimétiques pour la commande de l'onduleur afin d'améliorer la qualité de l'énergie sur les réseaux électriques pollués par des charges non linéaires.



# Commande intelligente en filtrage actif

## 4.1 Présentation

DANS LE CHAPITRE 3, nous avons développé différentes approches neuronales d'identification des courants d'une charge non linéaire afin de générer des courants de référence. Ces courants doivent être réinjectés correctement dans le réseau électrique à travers un onduleur et un filtre de sortie. La commande de l'ensemble composé de l'onduleur et du filtre de sortie peut être réalisée de manière classique ou avancée. En générale, la commande d'un tel système se compose de plusieurs éléments :

- **un organe de mesure** : grâce à des capteurs, nous allons acquérir les sorties ou les variables d'état du système à commander. Ces mesures sont utilisées pour les algorithmes d'estimation du système et d'optimisation de la commande.
- **un organe d'observation** : parfois, des variables d'état ne peuvent pas être directement mesurées mais grâce à une relation avec les autres variables mesurables, ces premières peuvent être obtenues. L'observateur peut également estimer des perturbations et des changements dynamiques des paramètres du système.
- **un organe d'optimisation** : un ensemble des contraintes prédéfinies pour optimiser la commande en satisfaisant certains objectifs.
- **un organe de contrôle** : la manipulation du système sera réalisée à l'aide des actions de commande créées par des contrôleurs. Selon les différentes techniques, la conception des contrôleurs dépend de la complexité du système, des paramètres mesurés et des connaissances a priori sur le système.

Quelle que soit la technique utilisée, un bon contrôleur doit non seulement maintenir la stabilité du système malgré des changements et des perturbations qui peuvent survenir, mais aussi satisfaire les conditions économiques, la sécurité des équipements, la qualité du produit (surtout avec des processus chimiques, physiques), etc. Dans notre système, le contrôleur doit veiller à ce que les courants d'injection soient les plus proches possibles des courants de référence sous le fonctionnement non linéaire de l'onduleur et quelque soit les changements des résistances et des inductances du filtre de sortie d'une part et les changements aléatoires de la charge non linéaire d'autre part.

Parmi les méthodes de commande conventionnelles, les contrôleurs PI, RST et par hystérésis sont souvent utilisés en raison de leur conception simple et de leur faible charge de calcul. Si ces contrôleurs possèdent des avantages, il faut savoir qu'ils présentent également des inconvénients :

- dans le cas du contrôleur PI, la non-linéarité de l'onduleur est normalement négligée, sa fonction de transfert est considérée comme un gain. Or, ce convertisseur a des conditions de saturation qui engendre généralement des caractéristiques non linéaires. Ces caractéristiques non linéaires peuvent être éliminées par l'algorithme anti-emballement (*anti-windup*) du contrôleur. Cependant, il faudra identifier les paramètres du système en temps réel pour la conception du contrôleur. En plus, la suppression de la non-linéarité de l'onduleur est seulement valable pour une fréquence de modulation élevée, cela engendre une perte supplémentaire et requiert plus de calculs numériques.
- de fait de linéariser le modèle de l'ensemble convertisseur-machine, qui est naturellement un processus fortement non linéaire, influence directement les performances du contrôleur.
- les performances du contrôleur PI dépendent de la méthode de conception des paramètres du contrôleur (lieu de pôles, placement de pôles) et de la fréquence du signal de référence. Le contrôleur PI assure une erreur statique nulle pour une référence continue mais il ne peut pas le garantir pour un signal de référence alternatif. Dans notre étude, le signal de référence contient plusieurs courants harmoniques à des fréquences différentes, il est donc obligatoire de concevoir un contrôleur pour chaque courant harmonique afin d'améliorer les performances du processus de contrôle.
- les contraintes ne peuvent pas être imposées dans le contrôleur conventionnel (la minimisation des actions de contrôle par exemple).
- le contrôleur par hystérésis peut donner une bonne réponse dynamique et requiert moins de calculs mais la fréquence de commutation des transistors varie en fonction des paramètres de la charge et des conditions d'opération. Cette fréquence variable peut causer des phénomènes de résonance. En plus, la fréquence élevée de commutation est limitée par les composantes électroniques de puissance.

Quant aux contrôleurs intelligents, ils disposent de quelques points intéressants que nous pouvons citer ci-dessous :

- la structure de la commande intelligente peut être utilisée pour une grande variété de processus,
- un processus de commande multivariable peut être considéré,
- les contraintes peuvent être facilement imposées dans la conception du contrôleur,
- il est intéressant d'utiliser des approches de commande prédictive quand les futures références sont connues,
- un des problèmes en commande des systèmes dynamiques est le besoin d'un modèle approprié sur lequel on peut baser la conception du contrôleur. Les performances du contrôleur étant directement influencées par les connaissances a priori sur le modèle. Pour les systèmes inconnus ou partiellement connus, ce problème peut être résolu en utilisant des techniques intelligentes pour leur identification.

Quelque soit le type de contrôleur, chaque catégorie dispose de points forts et d'inconvénients. Dans la démarche visant à améliorer la qualité de la commande des systèmes dynamiques, nous voulons appliquer et développer des techniques de commande intelligentes au sein du FAP.

Dans ce chapitre, la régulation de la tension continue de l'onduleur est d'abord présentée. Nous allons ensuite développer les techniques de contrôle intelligentes basées sur les réseaux de neurones artificiels et de la logique floue ainsi que la combinaison des deux (neuro-flou). Nous appliquons ces



méthodes à la commande du système composé de l'onduleur et du filtre de sortie. Ces techniques sont comparées avec l'approche conventionnelle. Les résultats de simulation et d'expérimentation sous plusieurs conditions dégradées du réseau sont également présentés pour valider les performances de ces algorithmes.

## 4.2 Régulation de la tension continue

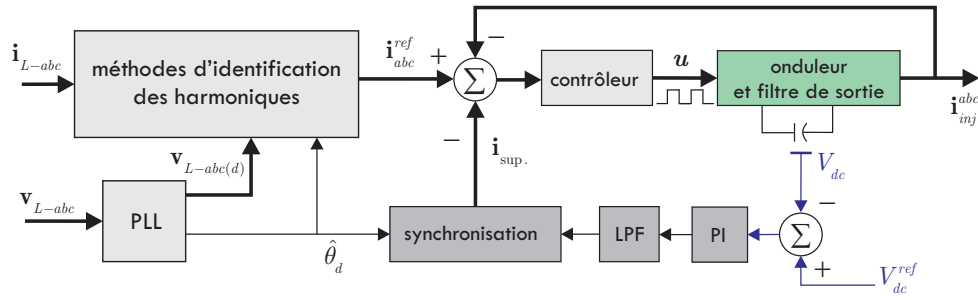
Dans le FAP, tous les changements transitoires des puissances absorbées par la charge non linéaire ou autre peuvent générer une fluctuation sur la tension continue  $V_{dc}$  de l'onduleur, cela peut dégrader les performances de compensation du FAP. En régulant cette tension à une valeur constante, nous arriverons à compenser une somme de puissance de consommation due à la commutation des transistors, aux résistances et aux inductances du filtre de sortie. Dans la littérature scientifique [54] [112] [65] [86] [89] [116], les travaux sur la régulation de  $V_{dc}$  sont nombreux. Dans cette section, nous allons comparer les résultats obtenus avec deux techniques basées sur le calcul de courants supplémentaires et le calcul de la puissance active.

### 4.2.1 Régulation $V_{dc}$ par $i_{sup}$ .

Dans certains travaux, des convertisseurs alternatif/continu (AC/DC), des panneaux photovoltaïques ou des éoliennes peuvent jouer le rôle d'une source de tension continue. Par contre, l'utilisation des convertisseurs augmente le coût du FAP. La production des panneaux photovoltaïques ou des éoliennes peut être associée au système du FAP. En effet, sous les conditions normales d'opération, ces systèmes injectent des courants triphasés sinusoïdaux dans le réseau électrique (puissances utiles). Dans le cas où ces systèmes sont connectés à des charges polluantes sur lesquels des harmoniques de courant doivent être éliminées, ils injectent donc les courants de référence dans le réseau.

Pour ne pas utiliser de convertisseurs ou des sources d'énergie renouvelable, la maintenance de la tension continue  $V_{dc}$  de l'onduleur peut se faire par une commande. La commande de cette tension continue résulte des courants sinusoïdaux qui sont en phase avec la tension directe du réseau. Ces courants sinusoïdaux compensent une chute de tension due aux composants passifs utilisés dans le filtre passe-bas, d'une part, et aux pertes de commutation de l'onduleur, d'autre part. Le principe de cette commande est montré dans la figure 4.1. La phase instantanée estimée  $\hat{\theta}_d$  à la sortie de la PLL est utilisée pour générer les courants supplémentaires par une synchronisation avec la sortie du régulateur PI. Un filtre passe-bas est ajouté pour améliorer les performances du système en boucle fermée. En effet, si la valeur de  $C_{dc}$  tend vers l'infini, nous avons une tension parfaitement lisse. En réalité, cette valeur est choisie assez grande pour qu'on puisse maintenir la tension  $V_{dc}$  à une valeur constante mais en présence d'une variation  $\Delta_{dc}$ . Cette variation ne peut pas être éliminée par un correcteur PI et par conséquent la synchronisation de la sortie du régulateur PI avec la phase instantanée estimée génère des courants non sinusoïdaux. Ces courants comportent des harmoniques dus à la variation de  $V_{dc}$  et rendent délicat la commande de l'onduleur et de plus, ils modulent encore la tension continue. Le fait d'insérer un filtre passe-bas ayant une fréquence de coupure de 10 à 15 Hz élimine ce problème et améliore encore les performances de la commande de la tension continue.

La figure 4.2 montre les performances de la compensation avec la régulation de la tension continue  $V_{dc}$ . Les courants côté charge et côté source sont montrés dans la figure 4.2 a) et la figure 4.2 b) respectivement. Le contrôleur de courant est de type HBCC. Le régulateur PI a des gains  $K_p = 2.5$  et  $K_i = 1.6$ . La figure 4.2 c) présente les courants  $i_{sup}$ . Ces courants maintiennent la tension continue  $V_{dc}$


 Figure 4.1 – Principe de la commande de  $V_{dc}$  par  $i_{sup}$ .

à une valeur de référence comme le montre la figure 4.2 d). On voit qu'il y a une petite oscillation de la tension  $V_{dc}$  à chaque changement de la charge mais elle est rapidement atténuée grâce aux actions de commandes.

La tension de sortie de l'onduleur doit être supérieure à la tension du réseau pour que les courants de référence puissent être injectés. Pour minimiser les pertes du FAP, la tension de référence  $V_{dc}$  doit être calculée en fonction de la taille de la charge, de la tension de la source et des paramètres du filtre passe-bas. En effet, on peut exprimer la valeur efficace du courant d'injection par :

$$I_{inj} = (m \cdot 0.5 \cdot V_{dc} - V_s) \cdot \text{Gain}_{\text{LFP}} \quad (4.1)$$

avec  $m$  l'indice de modulation de largeur d'impulsion sinusoïdale (Sinusoidal Pulse Width Modulation) (SPWM) de l'onduleur et  $V_s$ , la valeur efficace de la tension de la source triphasée. Pour assurer l'injection des courants quand la charge augmente, il faudra augmenter la tension continue comme suit :

$$\Delta V_{dc} = \Delta I_{inj} \cdot \text{Gain}_{\text{LFP}} \quad (4.2)$$

soit :

$$\Delta V_{dc} = \frac{\Delta P}{3 \cdot V_s} \cdot \text{Gain}_{\text{LFP}} \quad (4.3)$$

Par exemple, pour un réseau triphasé 230 V (par phase), le filtre passe-bas a un gain de 0.6 pour la fréquence à laquelle l'amplitude de courant est maximale, l'indice de modulation est égale à 1. Pour pouvoir injecter un courant de 10 A dans le réseau, la tension  $V_{dc}$  de l'onduleur doit être :

$$V_{dc} = (10/0.6 + 230)/0.5 \approx 493 \quad (\text{V}) \quad (4.4)$$

Si on veut faire passer un courant de 30 A, on aura alors la nouvelle tension continue :

$$V_{dc} = (30/0.6 + 230)/0.5 \approx 560 \quad (\text{V}) \quad (4.5)$$

C'est pourquoi dans des réseaux électriques de basse tension, la tension continue de l'onduleur est choisie entre 400 V et 600 V.

La figure 4.3 montre les résultats de compensation dans le cas où les courants et les tensions de charge sont déséquilibrés. En effet, pendant l'intervalle de temps  $t = 0.05$  s à  $t = 0.14$  s, le système de tensions est affecté par un déséquilibre de 20% d'harmonique d'ordre 3 (composante négative) comme le montre la figure 4.3 a). Cette perturbation cause par conséquent un déséquilibre des courants de la charge présentés dans la figure 4.3 b). A l'instant  $t = 0.1$  s, les amplitudes des courants augmentent due au déséquilibre causé par la connexion des charges supplémentaires dans le réseau électrique. La figure 4.3 c) présente les performances de la régulation de la tension continue  $V_{dc}$ . On voit qu'après une

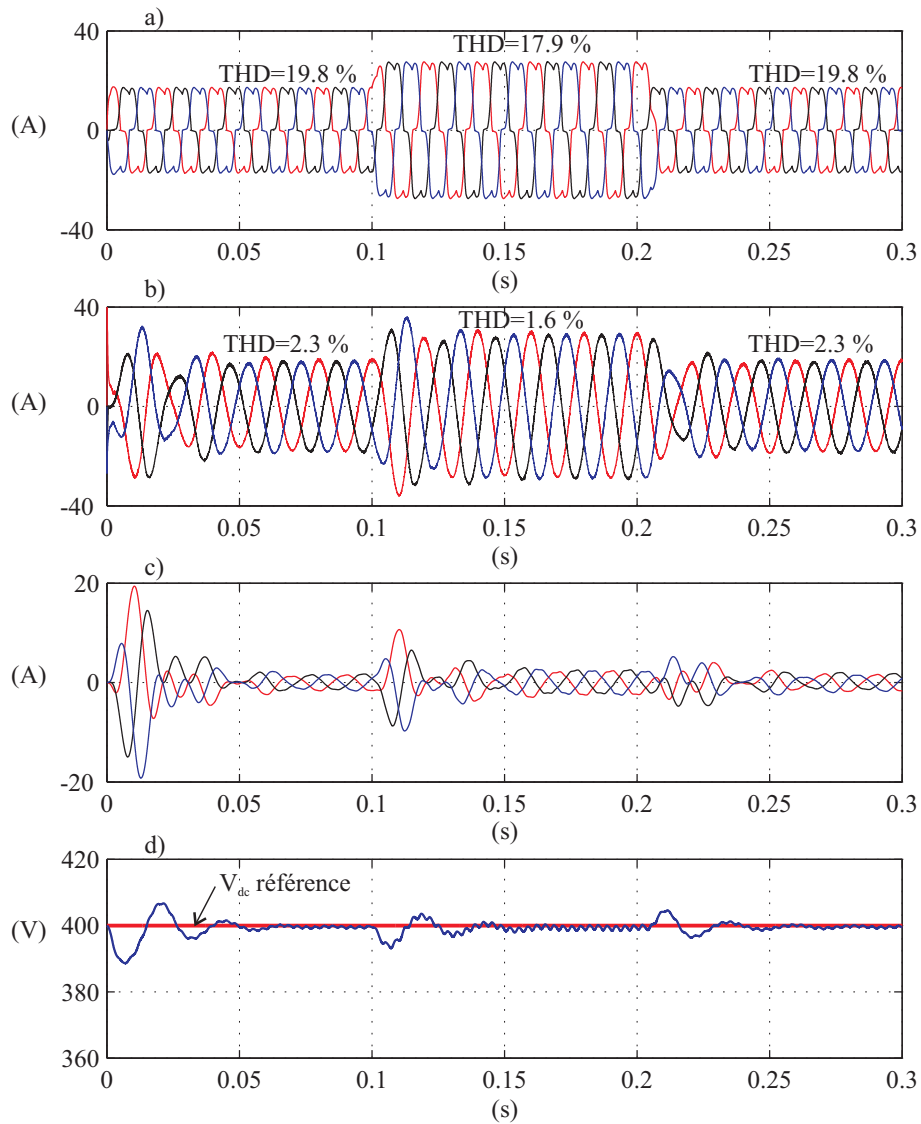


Figure 4.2 – Performance de la compensation avec la commande de  $V_{dc}$  (simulation) : a) Courants de la charge non linéaire ; b) Courants compensés côté source ; c) Courant fondamentaux supplémentaires  $i_{sup}$ . ; d) Tension  $V_{dc}$

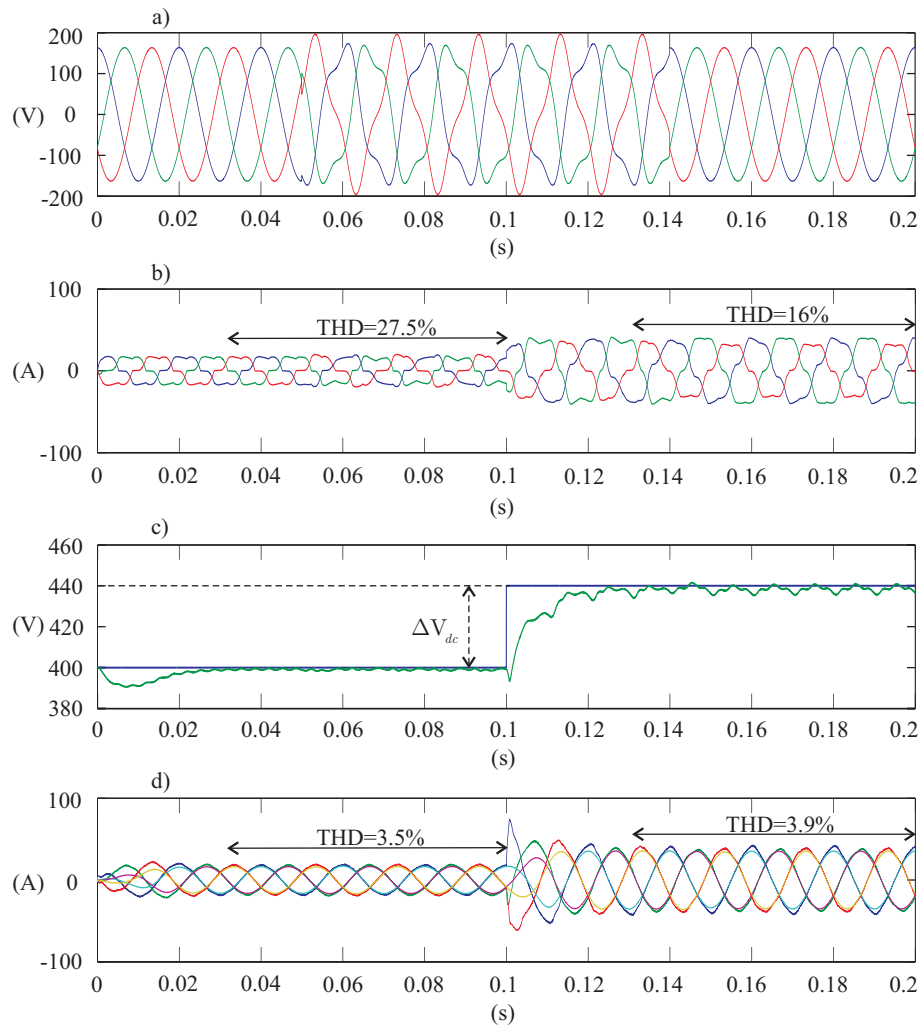


Figure 4.3 – Compensation avec une régulation de  $V_{dc}$  en présence de perturbation de tension et de courant de charge (simulation) : a) Tensions de la charge ; b) Courants de la charge ; c) Tension continue  $V_{dc}$  ; d) Courants compensés côté source

période d'onde, elle poursuit la consigne avec une variation  $\Delta V_1 = 0.6$  V durant l'intervalle  $t = 0.02$  s à  $t = 0.1$  s. Pendant la deuxième période de la charge, la tension  $V_{dc}$  de référence est augmentée selon l'expression (4.2) afin d'assurer la réinjection des courants. En présence d'un déséquilibre des courants, la tension continue  $V_{dc}$  est soumise à une variation  $\Delta V_2 = 5$  V. Dans la figure 4.3 d), on peut constater que la variation de  $V_{dc}$  affecte les performances de compensation. En effet, le THD des courants côté source obtenus durant la première période est plus faible que celui obtenu durant la seconde période (3.5% comparé à 3.9%). Malgré la variation de la tension  $V_{dc}$  dans les deux régimes de la charge, nous avons toujours des performances de compensation acceptables (les THD des courants côté source sont inférieurs à 5% selon la norme IEEE 512-1992). Il existe d'autres méthodes de commande pour éliminer la variation de  $V_{dc}$  présentées dans [116] que nous ne détaillerons pas dans ce rapport.

Nous avons remplacé le régulateur PI par un contrôleur neuronal structuré  $4 \times 2 \times 1$  avec une fonction d'activation sigmoïde dans la couche cachée. Le problème que nous avons rencontré avec la commande neuronale est principalement le temps de convergence. En fait, la méthode neuronale nécessite un temps de convergence important pour que la tension continue soit corrigée vers sa valeur de référence. Etant donné que les variations périodiques de 5% de  $V_{dc}$  peuvent dégrader les résultats de compensation, nous

## 4.2 Régulation de la tension continue

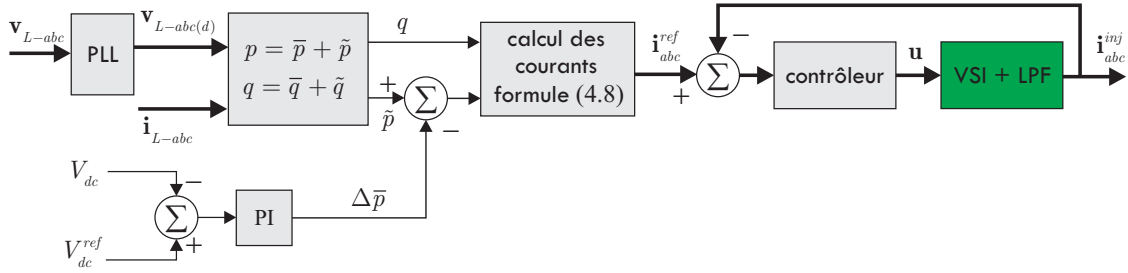


Figure 4.4 – Principe de la commande de  $V_{dc}$  par  $\Delta\bar{p}$

conservons le correcteur PI pour les tests expérimentaux dans le cas de la régulation de  $V_{dc}$ .

### 4.2.2 Régulation $V_{dc}$ par $\Delta\bar{p}$

Les courants  $\mathbf{i}_{\text{sup}}$ , dans la section précédente sont représentés comme une puissance active nécessaire afin de compenser les pertes dans le FAP d'une part et pour éliminer une puissance homopolaire d'autre part. Pour cela, le FAP devrait absorber une puissance active qui vaut :

$$\Delta\bar{p} = p_{\text{cond.}} + p_{\text{perte}} \quad (4.6)$$

Le principe de la régulation de  $V_{dc}$  basée sur  $\Delta\bar{p}$  est montré dans la figure 4.4 [54] [112].

$$\begin{aligned} i_0^{ref} &= \frac{p_0}{v_{L-0}} \\ \begin{bmatrix} i_\alpha^{ref} \\ i_\beta^{ref} \end{bmatrix} &= \frac{1}{(v_{L-\alpha}^2 + v_{L-\beta}^2)} \cdot \begin{bmatrix} v_{L-\alpha} & v_{L-\beta} \\ v_{L-\beta} & -v_{L-\alpha} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \tilde{p} - \Delta\bar{p} \\ q \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (4.7)$$

La puissance active  $\Delta\bar{p}$  est obtenue par une régulation de la tension continue. Cette puissance est additionnée à la puissance active (partie alternative produite par la charge) afin de calculer des courants de référence dans l'espace  $\alpha$ - $\beta$  à l'aide de l'équation (4.7). Dans cette stratégie, les gains  $K_p$  et  $K_i$  du contrôleur de la tension continue doivent être élevés afin d'assurer une somme assez importante de la puissance active constante  $\Delta\bar{p}$ .

La figure 4.5 montre les résultats de la compensation du FAP en tenant compte de la régulation de la tension  $V_{dc}$ . Les tensions et les courants de la charge sont similaires à ceux de la figure 4.3. La figure 4.5 a) montre les courbes de  $V_{dc}$  :  $V_{dc}^{\Delta\bar{p}}$  obtenue par le calcul de  $\Delta\bar{p}$  et  $V_{dc}^{\mathbf{i}_{\text{sup}}}$  obtenue par le calcul de  $\mathbf{i}_{\text{sup}}$ . Ces deux valeurs de  $V_{dc}$  sont très proches. Idéalement, ces deux courbes doivent être superposées. La puissance absorbée par le FAP est montrée dans la figure 4.5 b). Cette puissance est égale à  $\Delta\bar{p} = \mathbf{v}_{L-abc}^T \cdot \mathbf{i}_{\text{sup}}$ .

Visuellement, la méthode de régulation par  $\mathbf{i}_{\text{sup}}$  donne une différence  $\Delta\mathbf{i}$  entre le courant fondamental côté source et le courant fondamental identifié côté charge. Cette différence est le courant supplémentaire. Par contre, avec cette dernière approche, les deux courants fondamentaux côté charge et côté source sont égaux. Par conséquent, nous ne voyons pas graphiquement les courants fondamentaux supplémentaires. La différence des deux courants fondamentaux obtenus par les deux approches est montrée dans la figure 4.5 d).

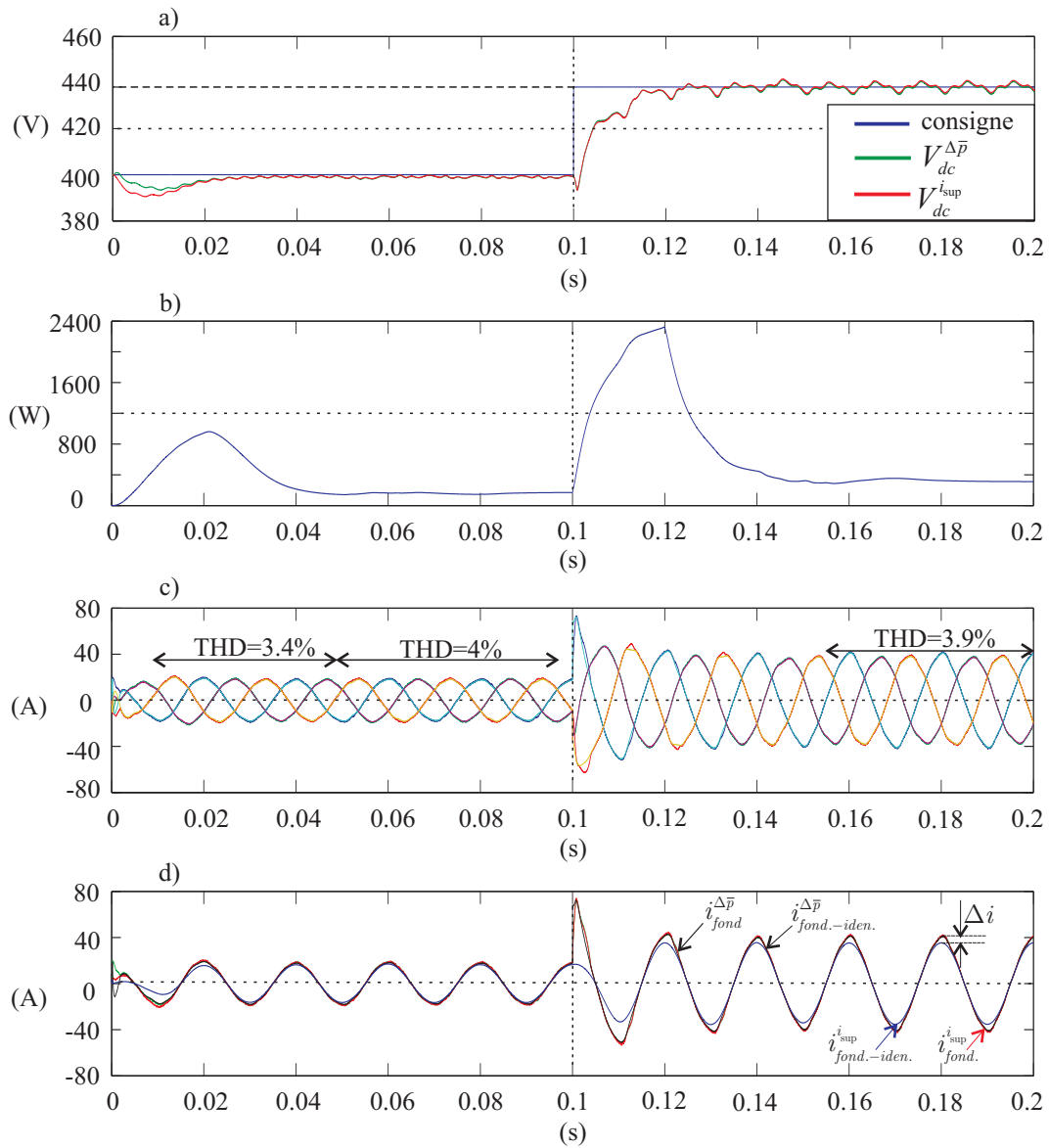


Figure 4.5 – Régulation de  $V_{dc}$  par  $\Delta \bar{p}$  (simulation) : a) Tensions continues  $V_{dc}^{\Delta \bar{p}}$  et  $V_{dc}^{i_{sup}}$  ; b) Puissance active  $\Delta \bar{p}$  ; c) Courants côté source ; d) Courant fondamental de la phase a

## 4.3 Commandes classiques de l'onduleur

### 4.3.1 Modélisation de la commande d'un filtre actif parallèle

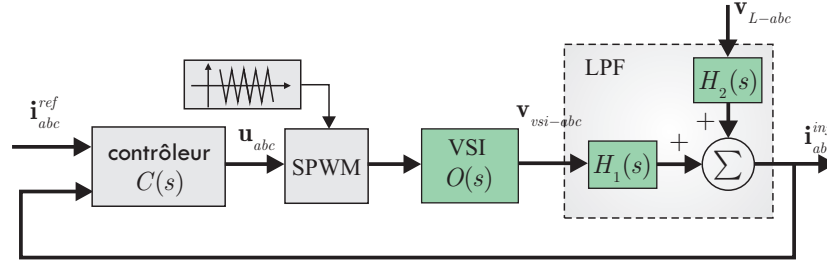


Figure 4.6 – Contrôleur du VSI et LPF

La boucle de commande d'un FAP peut être synthétisée par la figure 4.6 avec  $C(s)$ , fonction de transfert du régulateur de courant,  $O(s)$  fonction de transfert du VSI et  $H_1(s)$  et  $H_2(s)$ , fonctions de transfert du LPF. Ces fonctions sont développées dans le chapitre 2, section 2.2.2.2.

Les courants  $\mathbf{i}_{abc}^{inj}$  sont obtenus comme suit :

$$\mathbf{i}_{abc}^{inj} = \mathbf{i}_{abc}^{ref} \cdot \frac{C(s) \cdot O(s) \cdot H_1(s)}{1 + C(s) \cdot O(s) \cdot H_1(s)} + \mathbf{v}_{L-abc} \cdot \frac{H_2(s)}{1 + C(s) \cdot O(s) \cdot H_1(s)} \quad (4.8)$$

Le deuxième terme de l'expression (4.8) est considéré comme une perturbation et sa présence cause une erreur entre  $\mathbf{i}_{abc}^{inj}$  et  $\mathbf{i}_{abc}^{ref}$  en régime permanent. Le contrôleur doit alors prendre en compte cette perturbation par l'insertion d'un filtre pour la compenser.

Si les fonctions  $O(s)$ ,  $H_1(s)$ ,  $H_2(s)$  sont bien déterminées, il est possible de concevoir un contrôleur  $C(s)$  en se basant sur des approches classiques telles que le contrôleur PI et le contrôleur à résonance développées dans les deux sections suivantes.

### 4.3.2 Contrôleur Proportionnel-Intégral

Pour ce type de régulateur, la fonction de transfert  $C(s) = K_p + K_i \cdot \frac{1}{s}$ . Pour que ce correcteur puisse fonctionner correctement, nous supposons que la fréquence de commutation est assez élevée et par conséquent la fonction de transfert de l'onduleur  $O(s)$  est approximée comme un gain linéaire  $K$ .

Avec ces hypothèses, les courants  $\mathbf{i}_{abc}^{inj}$  valent (pour un LPF en  $\mathbf{T}$  d'ordre 3) :

$$\begin{aligned} \mathbf{i}_{abc}^{inj} &= \mathbf{i}_{abc}^{ref} \cdot \frac{\left(K_p + \frac{K_i}{s}\right) \cdot K \cdot \frac{b_{11}s + b_{12}}{a_1s^3 + a_2s^2 + a_3s + a_4}}{1 + \left(K_p + \frac{K_i}{s}\right) \cdot K \cdot \frac{b_{11}s + b_{12}}{a_1s^3 + a_2s^2 + a_3s + a_4}} + \mathbf{v}_{L-abc} \cdot \frac{\frac{b_{21}s^2 + b_{22}s + b_{23}}{a_1s^3 + a_2s^2 + a_3s + a_4}}{1 + \left(K_p + \frac{K_i}{s}\right) \cdot K \cdot \frac{b_{11}s + b_{12}}{a_1s^3 + a_2s^2 + a_3s + a_4}} \\ &= \frac{\mathbf{i}_{abc}^{ref} \cdot [(K_p s + K_i) \cdot K \cdot (b_{11}s + b_{12})] + \mathbf{v}_{L-abc} \cdot s \cdot (b_{21}s^2 + b_{22}s + b_{23})}{s(a_1s^3 + a_2s^2 + a_3s + a_4) + (K_p s + K_i) \cdot K \cdot (b_{11}s + b_{12})} \\ &= \frac{\mathbf{i}_{abc}^{ref} \cdot [b_{11}K_p K \cdot s^2 + (b_{11}K_i K + b_{12}K_p K) s + b_{12}K_i K] + \mathbf{v}_{L-abc} \cdot s \cdot (b_{21}s^2 + b_{22}s + b_{23})}{a_1s^4 + a_2s^3 + (a_3 + b_{11}K_p K) s^2 + (a_4 + b_{11}K_i K + b_{12}K_p K) s + b_{12}K_i K} \\ &= \mathbf{i}_{abc}^{ref} \frac{(D_2 - a_3) s^2 + (D_3 - a_4) s + D_4}{D_0 s^4 + D_1 s^3 + D_2 s^2 + D_3 s + D_4} + \mathbf{v}_{L-abc} \frac{s(b_{21}s^2 + b_{22}s + b_{23})}{D_0 s^4 + D_1 s^3 + D_2 s^2 + D_3 s + D_4} \quad (4.9) \end{aligned}$$

avec :

$$\begin{aligned}
 D_0 &= a_1 \\
 D_1 &= a_2 \\
 D_2 &= a_3 + b_{11}K_pK \\
 D_3 &= a_4 + b_{11}K_iK + b_{12}K_pK \\
 D_4 &= b_{12}K_iK
 \end{aligned} \tag{4.10}$$

Les paramètres  $a_1, a_2, a_3, a_4, b_{11}, b_{12}, b_{21}, b_{22}, b_{23}$  sont présentés dans le chapitre 2, section 2.2.2.2. Nous pouvons facilement déduire les courants  $i_{abc}^{inj}$  pour un LPF du 1<sup>er</sup> ordre et du 2<sup>eme</sup> ordre en annulant les composantes non présentes dans leurs structures.

L'expression (4.9) permet d'accéder aux 4 pôles du système (racines de l'équation caractéristique :  $D(s) = 0$ ) :

- soit en les imposant de façon stricte puisqu'ils sont tous réglables,
- soit en vérifiant, après un réglage approximatif, que le système est suffisamment stable et a un temps de réponse compatible avec le cahier des charges.

Il permet aussi de vérifier la robustesse du système : on peut calculer les valeurs des pôles quand les valeurs estimées des paramètres (de l'onduleur et du filtre de sortie) s'éloignent des valeurs réelles.

Afin d'améliorer les performances de ce type de la commande, l'auteur dans [117] propose une approche basée sur l'optimum symétrique de Kessler (*symmetrical optimum method*) appelée méthode optimum non-symétrique. Cette méthode peut être utilisée pour un réglage des gains manuel et également pour un contrôleur adaptatif.

### 4.3.3 Contrôleur à résonance

D'autres solutions existent pour imposer aux courants de suivre les références. Les plus populaires sont les régulateurs à hystérésis. Cette solution présente certains inconvénients comme le changement de la fréquence de commutation en fonction des paramètres de la charge. Ce changement peut causer un phénomène de résonance. En plus, les pertes dues aux commutations restreignent les applications possibles avec cette méthode à un faible niveau de puissance. Nous nous limiterons à un exemple de correcteur linéaire où la fonction intégration classique est complétée, ou remplacée, par des intégrateurs généralisés. En effet, un intégrateur simple ne peut éliminer que les erreurs sur des entrées constantes. Un double intégrateur peut éliminer des erreurs sur des entrées en rampe. Un correcteur résonnant peut éliminer des erreurs sur des entrées de pulsation  $n\omega$ . En ajoutant un terme  $1/(s^2 + (n\omega)^2)$ , le correcteur se comporte comme un amplificateur avec un gain infini à la pulsation  $n\omega$ . Finalement, le contrôleur global est une superposition des contrôleurs dédiés aux différents harmoniques à compenser comme le montre l'expression (4.11) :

$$C(s) = K_{pn} + \sum_n^N \frac{K_{in} \cdot s}{s^2 + (n \cdot \omega)^2} \tag{4.11}$$

La figure 4.7 montre l'effet d'un contrôleur dédié à la compensation des harmoniques de rang 5, 6, 7, 11, 13, 17, 19 dans le repère  $a-b-c$ . Une étude de choix des paramètres  $K_{pn}$  et  $K_{in}$  est montrée dans [118] [119] [120]. En réalité, il y a plusieurs applications industrielles où les convertisseurs produisent généralement les harmoniques impairs d'ordre  $h = 6n \pm 1$  où les séquences négatives contiennent des harmoniques d'ordre  $6n - 1$  et les séquences positives ont des harmoniques d'ordre  $6n + 1$ . Il est tout à fait intéressant de faire une transformation de Park pour pouvoir compenser les harmoniques de



### 4.3 Commandes classiques de l'onduleur

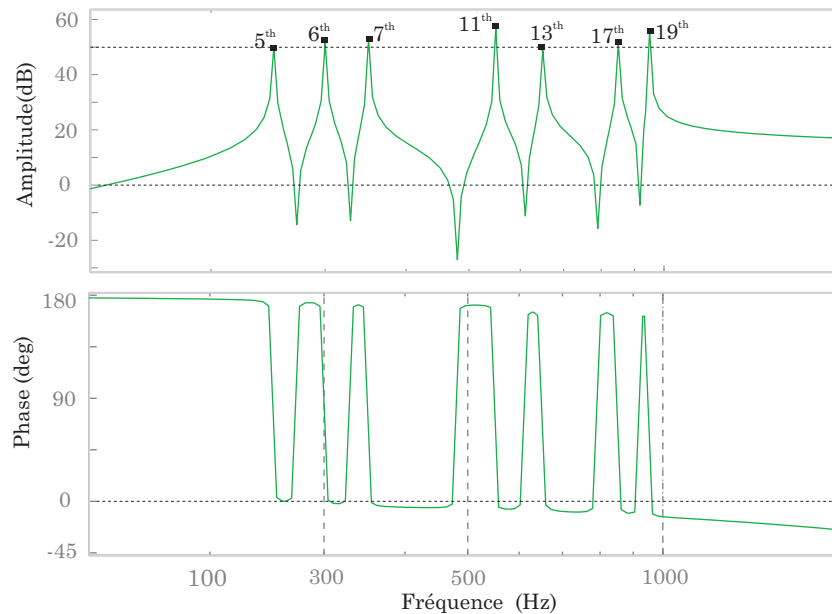


Figure 4.7 – Diagramme de Bode du contrôleur de résonance

rang  $6n$  quelque soit la séquence, en réduisant le nombre de contrôleurs utilisés [119] [120]. En effet, dans le repère  $6n$ , les harmoniques  $k = 6n \pm 1$  deviennent les composantes continues sur lesquelles un intégrateur simple peut tout à fait assurer une erreur statique nulle.

La figure 4.8 présente des résultats de simulation obtenus par les deux contrôleurs PI et à résonance. La charge non linéaire est un pont convertisseur AC/DC triphasé produisant les courants harmoniques comme le montre la figure 4.8 a). La figure 4.8 b) montre le courant de référence de la phase  $a$  et les courants d'injection obtenus par les deux contrôleurs. Nous voyons que tous les deux donnent de bons résultats de compensation. Les courants côté source sont montrés dans la figure 4.8 d). Ils sont sinusoïdaux et en phase avec la tension. Dans la figure 4.8 c), on voit que l'erreur dynamique obtenu avec le contrôleur PI oscille à une fréquence de 50 Hz (fondamentale) avec une amplitude de 0.5 A soit 10% de la consigne en régime permanent. C'est une erreur importante non négligeable. Quand au contrôleur à résonance, après 0.02 s soit 1 période d'onde, l'erreur reste constante autour de zéro avec une amplitude de 0.15 A soit 3% de l'amplitude du courant de référence. On peut finalement conclure que le contrôleur à résonance donne de meilleurs résultats.

Les deux approches qui viennent d'être présentées, se basent sur une connaissance a priori des paramètres du système : elles supposent que la fonction de transfert de l'onduleur est idéalement linéaire et que les paramètres du filtre de sortie sont fixes. Ce n'est pas toujours le cas en pratique. En présence de la non-linéarité de l'onduleur et du changement des paramètres du filtre de sortie, ces correcteurs ne donnent pas de bons résultats. C'est pourquoi on s'intéresse aux techniques de commande intelligente qui n'ont pas besoin de la connaissance a priori des paramètres. En plus, la non-linéarité du système est prise en compte ainsi que la perturbation causée par les tensions appliquées à la charge  $\mathbf{v}_{L-abc}$

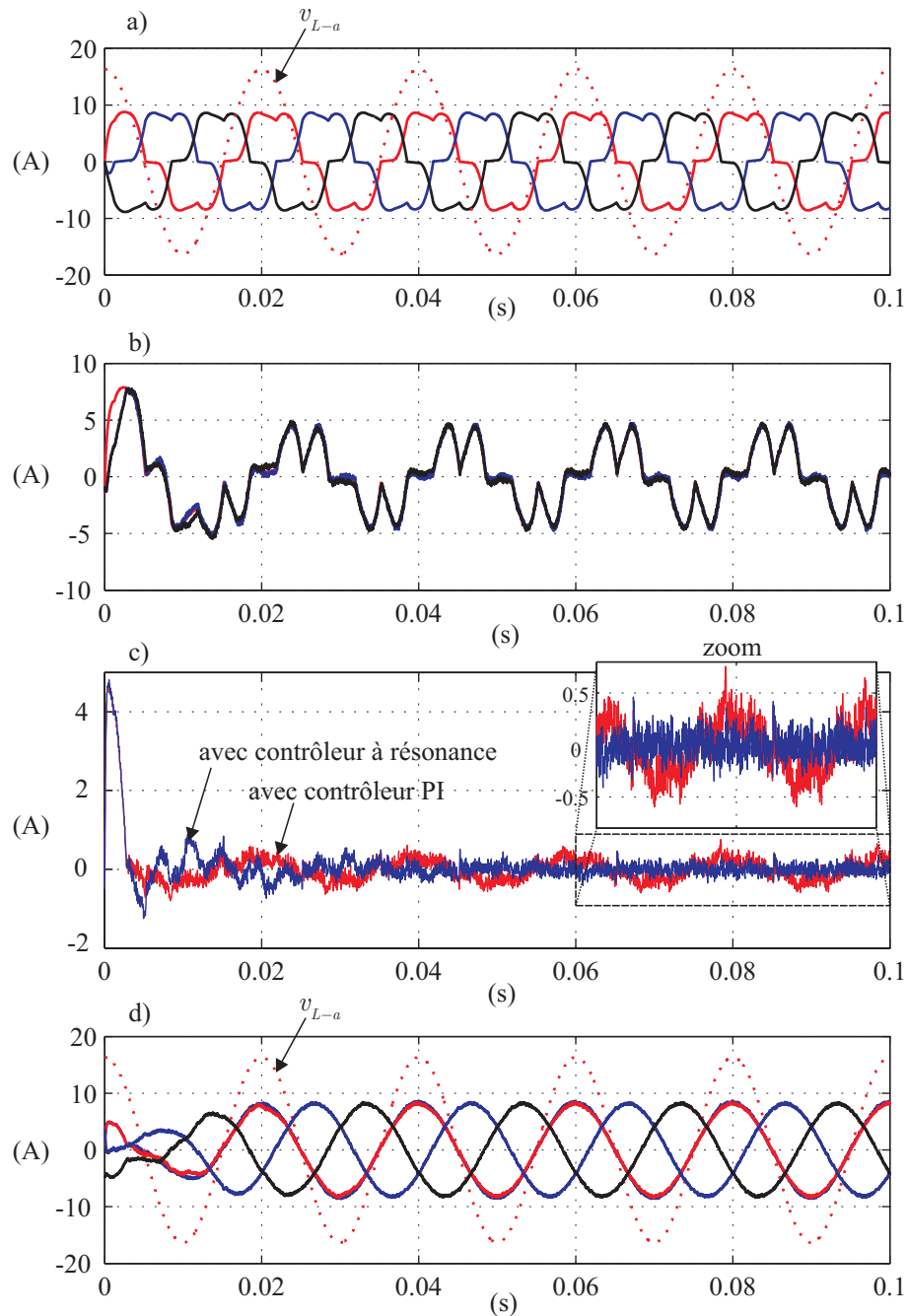


Figure 4.8 – Résultats (simulation) du régulateur PI et à résonance : a) Courants de la charge et la tension de la phase  $a$  ; b) Courant harmonique identifié (phase  $a$ ) et injecté par les deux contrôleurs ; c) Erreur entre  $i_{abc}^{ref}$  et  $i_{abc}^{inj}$  de la phase  $a$  ; d) Courants compensés côté source

## 4.4 Techniques de commandes intelligentes

### 4.4.1 Commande basée sur les réseaux de neurones

Avant d'introduire les contrôleurs par la logique floue (Fuzzy Logic) (FL) et les contrôleurs neuro-flous, nous rappelons quelques schémas de commande neuronale présentés dans le chapitre 1.

#### 4.4.1.1 Contrôleur neuronal basé sur le modèle inverse

Un contrôleur neuronal basé sur le modèle inverse sera utilisé pour commander un système dont le modèle précis est difficile à obtenir. Elle se base sur l'apprentissage de la relation des entrées-sorties du système par des essais-erreurs. La figure 4.9 présente la commande directe par un modèle inverse. Idéalement, en plaçant le modèle inverse neuronal identifié devant le système à commander, nous aurions une fonction de transfert qui vaut  $T(\cdot)^{-1}T(\cdot) = 1$ . Dans la pratique, en raison des imperfections du modèle inverse identifié, un régulateur proportionnel P est ajouté pour améliorer la commande [4]. Il y a deux possibilités pour faire fonctionner le schéma de la figure 4.9 : le mode en ligne et le mode hors-ligne. Dans le mode en ligne, les poids sont adaptés continuellement dans le temps pour pouvoir compenser les perturbations (externes ou internes). Le mode hors-ligne est dédié aux systèmes moins perturbés.

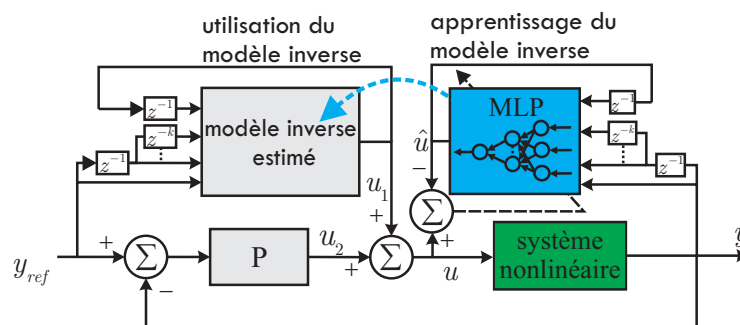


Figure 4.9 – Commande d'un système par le modèle inverse estimé

#### 4.4.1.2 Commande indirecte par un modèle de référence

Un autre modèle de commande neuronale est montré dans la figure 4.10 où un modèle de référence est utilisé. Le modèle de référence est représenté par des équations dynamiques dont la solution est obtenue par un DSP. La sortie  $y$  du système non linéaire est commandée de manière à ce qu'elle puisse poursuivre la réponse dynamique du modèle de référence par un contrôleur neuronal. Le deuxième RN est utilisé pour l'identification et permet de calculer le Jacobien du système pour l'algorithme d'apprentissage du contrôleur. Le système fonctionne en boucle fermée et l'erreur est corrigée à chaque itération.

#### 4.4.1.3 Commande prédictive neuronale

Les deux schémas de commande neuronale présentés au-dessus ne prennent pas en compte les contraintes d'optimisation. La figure 4.11 montre le principe d'une commande prédictive basée sur le modèle du système [6] [7] [15]. Dans ce type de contrôleur, une prédiction de l'évolution future du

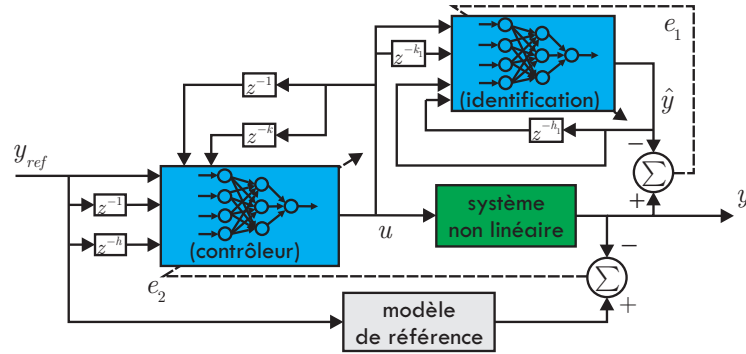


Figure 4.10 – Commande indirect par un modèle de référence

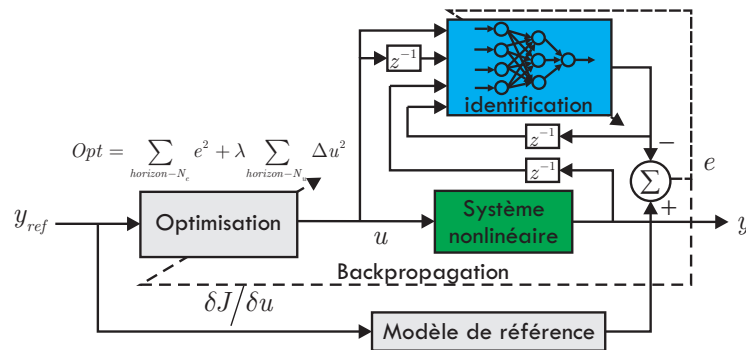


Figure 4.11 – Commande prédictive basée sur le RN

Le système sur un horizon est réalisé pour une séquence quelconque d’actions futures sur l’entrée. La séquence optimale  $u_{opt}$  est déterminée en optimisant un critère des valeurs futures prenant en compte l’écart prédiction-consigne et les variations de l’entrée (signal de commande  $u$ ) sur un horizon. Seul le premier élément de  $u_{opt}$  est utilisé comme un signal de commande actuel et un nouveau calcul prenant en compte l’évolution réelle du système est réalisé à l’instant suivant. L’avantage de cette approche est la robustesse face aux erreurs du modèle, les contraintes sur les actionneurs ou le procédé peuvent être incluses aisément. C’est une méthode d’optimisation relativement simple à mettre en oeuvre mais gourmande de calculs. Le RN dans la figure 4.11 a pour but de générer les données prédictives pour l’algorithme d’optimisation.

#### 4.4.2 Contrôleur flou

La logique floue a eu beaucoup de succès dans les applications industrielles [121] [122]. Nous pouvons citer quelques points intéressants de ce type de commande [123] :

- adaptative face aux changements des paramètres du système et aux perturbations,
- robuste face aux problèmes de capteurs (des données erronées et bruitées),
- possibilité de remplacer un grand nombre de contrôleurs conventionnels,
- solution possible quand toutes les autres sont impossibles,
- rapide par rapport aux autres techniques (réseaux de neurone et algorithme génétique) car elle possède des connaissances introduites dans l’ensemble des règles.

La figure 4.12 le schéma classique d’un contrôleur flou [37] [45] [124] [123].

Différente de la logique booléenne qui ne retient que deux valeurs : 1 (vrai) et 0 (faux), la fuzzification convertit les valeurs réelles d’une variable vers des valeurs floues à travers des fonctions d’appar-

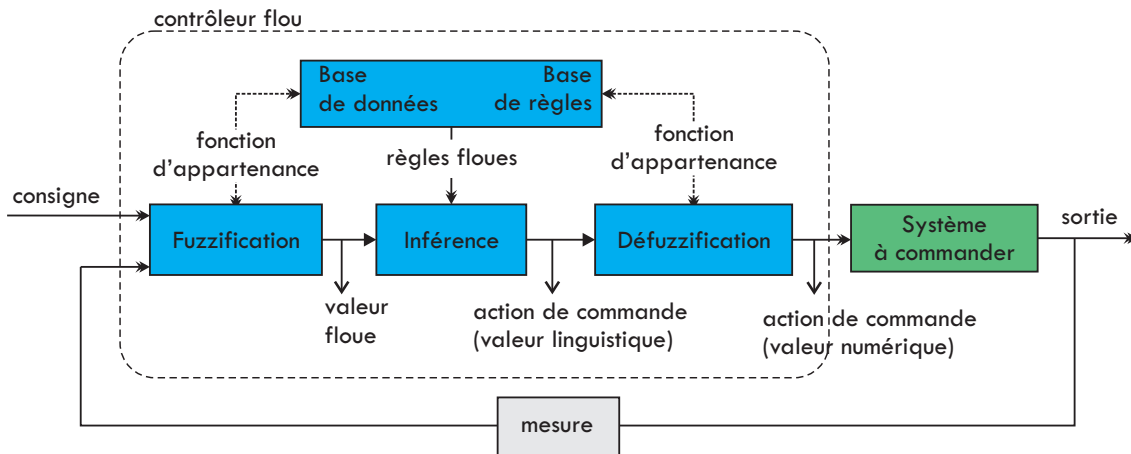


Figure 4.12 – Structure d'une commande par la logique floue

tenance [45] [26]. Ces variables appartiennent aux sous-ensembles flous ayant des paramètres prédéfinis par les experts avec un certain degré d'appartenance. La valeur maximale de la fonction d'appartenance vaut 1 et sa valeur minimale vaut 0. Plusieurs types de fonctions d'appartenance sont présentés dans [45] [124]. La fonction triangulaire est beaucoup plus utilisée en raison de sa simplicité. Par contre, des fonctions en courbes de Gauss ou trapézoïdales donnent de bonnes performances pour l'identification et la commande des systèmes non linéaires.

La base de règles consiste à concevoir des règles afin de déterminer les actions de commande à l'aide de l'inférence. La structure d'une règle est définie par : Si (antécédent) Alors (conséquence). Les règles sont déterminées par un expert afin que le comportement du processus soit pris en compte. Les études dans [45] et [125] proposent un algorithme pour minimiser le nombre de règles afin d'optimiser le temps de calcul. Aussi dans [45], l'apprentissage avec un RN permet de choisir des règles gagnantes à l'aide de l'algorithme d'apprentissage non supervisé [1]. Cela revient au problème de classification. De par leur principe de fonctionnement, les algorithmes génétiques peuvent être utilisés pour choisir des règles prépondérantes.

L'inférence, le noyau du contrôleur, évalue l'ensemble des règles (données par la base de règles) et donne en sortie des valeurs linguistiques. Le mécanisme d'inférence se comporte comme un expert chargé de conduire au mieux le contrôleur [124].

La défuzzification transforme des valeurs linguistiques vers des valeurs réelles pour la commande. Dans la littérature [45], il existe plusieurs méthodes de défuzzification comme : la méthode du centre de gravité, la méthode haute (*Height (H) method*), la méthode min-max, etc.

Si dans les contrôleurs conventionnels de type PID et PI, le signal de commande  $u$  est calculé à partir d'une erreur en entrées alors, dans le cas du contrôleur flou, l'erreur  $e$  et/ou le changement de l'erreur entre deux instants consécutifs  $\Delta e(k) = e(k) - e(k - 1)$  sont utilisés [45] [123] [26]. D'une certaine manière, nous pouvons constater que le contrôleur par logique floue est un contrôleur PI ou PID adaptatif à l'aide d'un tableau de règles.

La figure 4.13 montre le schéma général d'une commande par logique floue d'un système non linéaire. En faisant abstraction du modèle mathématique du système, le contrôleur réagit comme un régulateur PI robuste et adaptatif.

Pour définir la plage des fonctions d'appartenance des variables en entrée on peut normaliser les entrées ou détecter la valeur maximale du signal afin que le correcteur couvre toute la plage de ce signal.

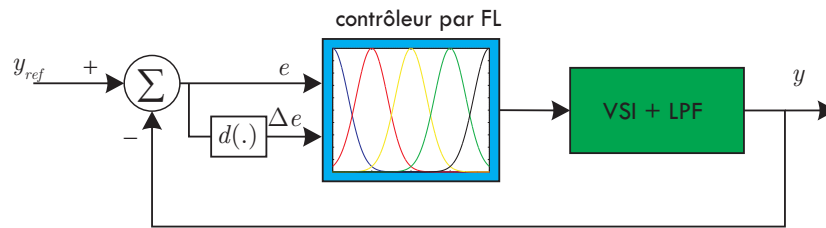


Figure 4.13 – Schéma de commande des systèmes non linéaires par la logique floue

Selon le résultat obtenu, nous pouvons affiner les paramètres des fonctions d'appartenance [123] [126]. Les résultats obtenus avec différents contrôleurs seront présentés dans la partie « *application à la commande d'un FAP* ».

Comment pourrait-on déterminer le nombre de règles  $n_{rule}$  et quel type de fonction d'appartenance utiliser ? La réponse n'est pas facile. Dans le cas d'un RN, nous ne disposons pas de méthode simple pour déterminer le nombre de neurones dans les couches. Pour un contrôleur flou, le nombre de règles est déterminé par les essais du concepteur ou par des algorithmes d'optimisation afin de ne garder que les règles pertinentes. Le travail d'optimisation n'est pas présenté dans cette thèse.

La section suivante décrit une autre méthode de commande intelligente. Elle est basée sur la combinaison entre l'apprentissage statistique du RN et les règles de la logique floue.

### 4.4.3 Contrôleur neuro-flou

Le réseau neuro-flou possède dans sa structure des connaissances a priori représentées par des règles floues. La faculté d'apprentissage d'un RN est utilisée afin de modifier les connexions internes et les paramètres des fonctions d'appartenance. En fait, la présence des connaissances a priori dans le réseau aide à déterminer les paramètres initiaux pour que le temps d'apprentissage et l'erreur soient réduits. À l'aide du processus d'apprentissage, les paramètres des fonctions d'appartenance sont modifiés à chaque itération [123] [26]. Nous obtenons plusieurs types de réseaux neuro-flou selon les connexions internes et les différentes caractéristiques dans chaque couche. Dans [45], l'auteur a présenté quelques modèles connus : réseau de Madami, réseau de Sugeno, réseau de Tsukamoto et réseau de Wang.

La structure d'un réseau de Madami est similaire à un RN ayant des neurones comme fonctions d'appartenance. Son utilisation peut être divisée en deux étapes : la première étape consiste à déterminer le nombre de valeurs floues pour chaque variable ainsi le nombre de règles par un réglage initial. La deuxième étape a pour objectif de modifier les paramètres des fonctions d'appartenance et les connexions entre les couches. Le réglage initial peut être réalisé par un algorithme d'apprentissage non supervisé [1] et la deuxième étape utilise l'algorithme d'apprentissage de rétropropagation pour modifier les paramètres des fonctions d'appartenance (le centre et la largeur).

Les réseaux de Sugeno et de Tsukamoto sont similaires. L'inférence dans le réseau de type Sugeno donne en sortie une valeur réelle (*crisp value*) pour chaque règle tandis que le réseau de Tsukamoto donne en sortie une valeur linguistique. Cette valeur linguistique sera traduite vers une valeur réelle à travers une fonction d'appartenance en sortie.

Notre choix s'est porté sur le réseau de Sugeno, appelé également Adaptive-Network-based Fuzzy Inference System (ANFIS), en raison de sa sortie qui peut être directement utilisée pour la commande ou l'identification des systèmes non linéaire. Nous allons le développer dans la section suivante.

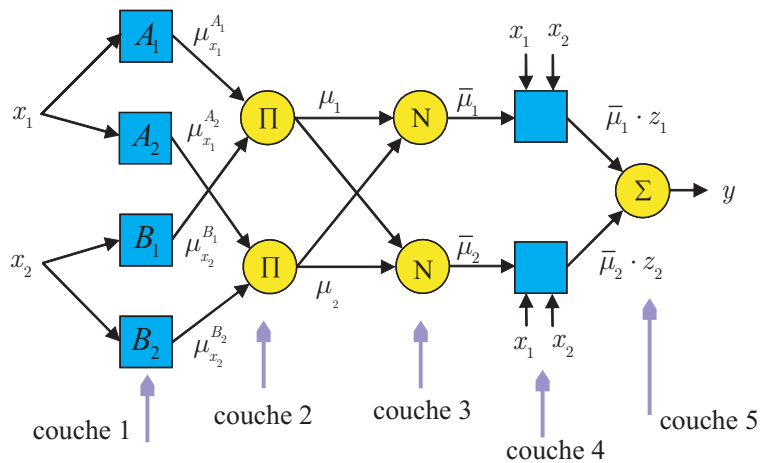


Figure 4.14 – Adaptive-Neural Fuzzy Inference System – ANFIS

### 4.4.3.1 ANFIS–Adaptive-Neural-based Fuzzy Inference System

La structure d’un réseau ANFIS est présentée dans la figure 4.14 [25] [26] [45]. Les entrées  $x_1$  et  $x_2$  appartiennent à des valeurs linguistiques  $A_1, A_2, B_1, B_2$ . A la sortie de la première couche, les fonctions d’appartenance  $\mu_{x_1}^{A_1}, \mu_{x_1}^{A_2}, \mu_{x_2}^{B_1}, \mu_{x_2}^{B_2}$  sont regroupées dans la couche 2. Ici, nous ne présentons que deux règles Si–Alors (il pourrait y en avoir plus) :

$$\frac{\text{Si } x_1 \text{ est } A_1 \text{ et } x_2 \text{ est } B_1 \text{ Alors } z_1 = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2}{\text{Si } x_1 \text{ est } A_2 \text{ et } x_2 \text{ est } B_2 \text{ Alors } z_2 = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2}$$

Ensuite, les deux valeurs  $\mu_1$  et  $\mu_2$  obtenues par l’opérateur AND sont normalisées. La somme des deux sorties  $\bar{\mu}_1 z_1$  et  $\bar{\mu}_2 z_2$  dans la quatrième couche donne la sortie  $y$  du réseau ANFIS. Il y a deux types de noeuds à distinguer : les noeuds adaptatifs présentés dans les couches 1 et 4 et les noeuds fixes dans les couches 2, 3, et 5. Les noeuds adaptatifs devraient être modifiés durant l’apprentissage tandis que les noeuds fixes réalisent les opérateurs mathématiques. Les noeuds adaptatifs dans la première couche sont des paramètres non linéaires des fonctions d’appartenance  $\mu_x^X$ . Ceux dans la 4<sup>ème</sup> couche sont des paramètres linéaires  $(a_i, b_i)$ .

Dans [25], l’auteur a proposé plusieurs algorithmes d’apprentissage pour ce type de réseau. Le premier algorithme se base sur la rétropropagation de l’erreur. Le deuxième algorithme est proposé comme une solution hybride. Il considère que la sortie du réseau ANFIS peut être obtenue par  $y = F(x_1, x_2, S)$ , avec  $S$  l’ensemble des paramètres. Supposons que  $S$  peut être décomposé en deux sous ensembles  $S = S_1 \oplus S_2$  et qu’il existe une fonction  $H$  de manière à ce que la fonction de composition  $H \circ F$  soit linéaire dans  $S_2$ . En regardant les règles ci-dessus avec  $z_1$  et  $z_2$  des fonctions linéaires des deux variables d’entrée  $x_1$  et  $x_2$ , le réseau ANFIS peut être décomposé en deux sous-ensembles. Le premier sous-ensemble est une fonction non linéaire  $\bar{\mu} = F(x_1, x_2, S_1)$  avec  $S_1$ , des paramètres des noeuds dans les trois premières couches. La sortie de la 4<sup>ème</sup> couche est une fonction linéaire  $z = H(x_1, x_2, S_2)$ . Cette décomposition améliore le temps d’apprentissage par rapport à la méthode de rétropropagation [25]. En effet, elle nous permet de faire un apprentissage partiel ou sur toute la structure du réseau.

La section suivante développe plusieurs possibilités d’apprentissages d’un réseau ANFIS dans l’objectif de concevoir un contrôleur pour des systèmes dynamiques non linéaires et en particulier pour la commande d’un FAP.

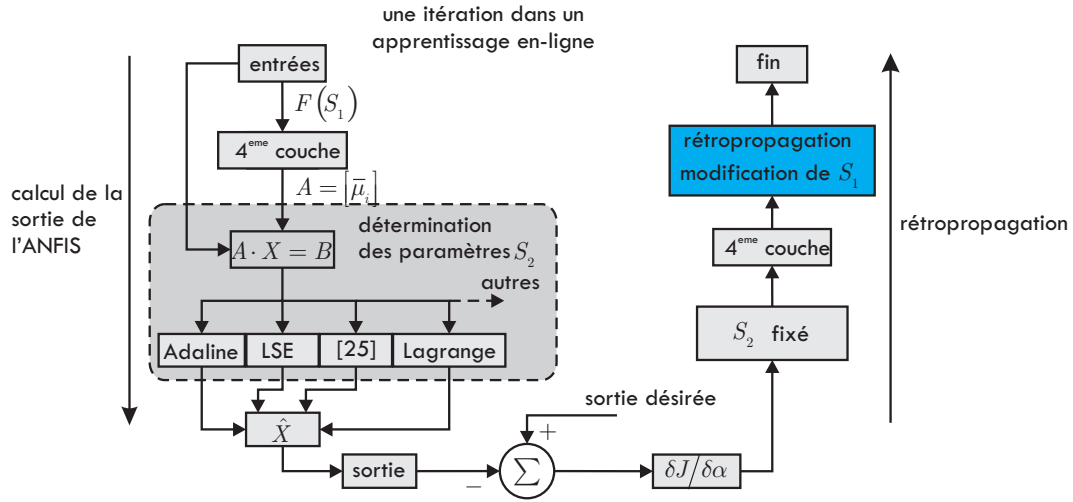


Figure 4.15 – Algorithme d'apprentissage hybride de l'ANFIS

### 4.4.3.2 Apprentissage du réseau ANFIS

D'après [45] [25] [124], nous pouvons synthétiser le processus d'apprentissage d'un réseau ANFIS par la Fig 4.15.

### 4.4.3.3 Calcul de la sortie de l'ANFIS

Chaque itération du processus d'apprentissage d'un ANFIS est réalisée en deux étapes : la première calcule la sortie du ANFIS (inclue la détermination des paramètres linéaires dans  $S_2$ ) et la deuxième a pour objectif d'affiner les paramètres non linéaires dans l'ensemble  $S_1$ . Nous pouvons décrire le processus de calcul de la sortie du réseau ANFIS comme suit :

- 1<sup>er</sup> couche : choisir le type de fonction d'appartenance  $\mu_{x_i}^{X_i} = f(x_i, \alpha)$ , (avec  $x_i$  une variable appartenant à la valeur linguistique  $X_i$ ) ainsi que le nombre des valeurs  $X_i$  pour chaque variable  $x_i$ . En raison des performances obtenues dans [45], nous choisissons la fonction en forme de cloche donnée par (4.12).

$$\mu_{x_i}^{X_i} = \frac{1}{1 + \left(\frac{x_i - a_i}{c_i}\right)^{2b_i}} \quad (4.12)$$

- 2<sup>ème</sup> couche : l'opération AND est calculée par l'expression (4.13).

$$\mu_i = \prod_{j=1}^k \mu_{j(i)}^{X_{j(i)}}, \quad (4.13)$$

avec  $k$  le nombre de règles associé à  $X_i$ .

- 3<sup>ème</sup> couche : la normalisation est donnée par (4.14).

$$\bar{\mu}_i = \frac{\mu_i}{\sum_{j=1}^n \mu_j}, \quad (4.14)$$

avec  $n$  le nombre de noeuds, c'est à dire le nombre de règles dans la 2<sup>ème</sup> couche.



- 4<sup>ème</sup> couche : la couche de défuzzification est décrite par (4.15).

$$y_i = \bar{\mu}_i \cdot z_i = \bar{\mu}_i (a_0 + a_1 \cdot x_1 + \dots + a_m \cdot x_m) \quad (4.15)$$

avec  $m$  le nombre d'entrées.

- 5<sup>ème</sup> couche : la sortie est calculée par (4.16).

$$y = \sum_{i=1}^n y_i \quad (4.16)$$

La sortie du réseau ANFIS  $y$  est comparée à la sortie désirée  $y_d$  pour déterminer une erreur. Cette erreur est utilisée par l'algorithme de rétropropagation.

#### 4.4.3.4 Algorithme d'apprentissage hybride

L'apprentissage hybride est présentée dans la figure 4.15 où chaque itération peut être divisée en deux étapes : la détermination des paramètres linéaires dans  $S_2$  et la mise à jours des paramètres des fonctions d'appartenance dans  $S_1$ .

##### a. Détermination des paramètres linéaires

Un algorithme des moindres carrés est utilisé pour minimiser la distance  $\|\mathbf{A} \cdot \mathbf{X} - \mathbf{y}_d\|$  où les matrices  $\mathbf{A}$  et  $\mathbf{X}$  sont déterminées par :

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \bar{\mu}_{1,k} & \bar{\mu}_{1,k}x_{1,k} & \dots & \bar{\mu}_{1,k}x_{m,k} & \dots & \bar{\mu}_{n,k} & \bar{\mu}_{n,k}x_{1,k} & \dots & \bar{\mu}_{n,k}x_{m,k} \\ \bar{\mu}_{1,k+1} & \bar{\mu}_{1,k+1}x_{1,k+1} & \dots & \bar{\mu}_{1,k+1}x_{m,k+1} & \dots & \bar{\mu}_{n,k+1} & \bar{\mu}_{n,k+1}x_{1,k+1} & \dots & \bar{\mu}_{n,k+1}x_{m,k+1} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \bar{\mu}_{1,p-1} & \bar{\mu}_{1,p-1}x_{1,p-1} & \dots & \bar{\mu}_{1,p-1}x_{m,p-1} & \dots & \bar{\mu}_{n,p-1} & \bar{\mu}_{n,p-1}x_{1,p-1} & \dots & \bar{\mu}_{n,p-1}x_{m,p-1} \\ \bar{\mu}_{1,p} & \bar{\mu}_{1,p}x_{1,p} & \dots & \bar{\mu}_{1,p}x_{m,p} & \dots & \bar{\mu}_{n,p} & \bar{\mu}_{n,p}x_{1,p} & \dots & \bar{\mu}_{n,p}x_{m,p} \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} a_{0,1} & a_{1,1} & \dots & a_{m,1} & \dots & a_{0,n} & a_{1,n} & \dots & a_{m,n} \end{bmatrix} \quad (4.17)$$

avec  $m$  le nombre d'entrées,  $n$  le nombre de règles (nombre de noeuds dans la 2<sup>ème</sup> couche), et  $p$  la dimension du vecteur  $\mathbf{y}_d$ .

Le problème consiste à déterminer la matrice  $\mathbf{X}$  en supposant que la matrice  $\mathbf{A}$  est connue. La solution est donnée par la pseudo-inverse de la matrice  $\mathbf{A}$  [127] :

$$\mathbf{X} = (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{y}_d \quad (4.18)$$

Cette solution a un risque de divergence quand, lors du calcul de la pseudo-inverse, apparaissent des singularités, c'est à dire que certains ou tous les éléments de la matrice résultante tendent vers l'infini. Pour s'affranchir de ce problème, l'auteur dans [25] ont présenté une autre variante basée sur le calcul itératif qui utilise une formule séquentielle comme suit :

$$\begin{cases} \mathbf{X}_{k+1} = \mathbf{X}_k + \mathbf{S}_{k+1} \mathbf{A}_{k+1}^T (\mathbf{y}_{d,k+1} - \mathbf{A}_{k+1} \mathbf{X}_k) \\ \mathbf{S}_{k+1} = \mathbf{S}_k - \frac{\mathbf{S}_k \mathbf{A}_{k+1}^T \mathbf{A}_{k+1} \mathbf{S}_k}{1 + \mathbf{A}_{k+1} \mathbf{S}_k \mathbf{A}_{k+1}^T} \end{cases} \quad \text{avec } k = 0, 1, \dots, p \quad (4.19)$$

avec  $p$  la dimension du vecteur  $\mathbf{y}_d$ ,  $\mathbf{X}_k$  la  $k^{\text{ème}}$  ligne de la matrice  $\mathbf{A}$  et  $\mathbf{S}_k$  la matrice de covariance du vecteur  $\mathbf{X}_k$ .

L'utilisation de la formule (4.19) peut éviter les singularités causées par le calcul du pseudo-inverse de la matrice  $\mathbf{A}$  mais elle demande le calcul supplémentaire de la matrice  $\mathbf{S}$ .

Il est intéressant de noter que la relation linéaire  $\mathbf{A}\mathbf{X}^T = \mathbf{y}_d$  peut être représentée par un réseau ADALINE. Les entrées du réseau ADALINE sont déterminées par les éléments de la matrice  $\mathbf{A}$ . Après apprentissage, le vecteur des poids  $\hat{\mathbf{X}}$  converge vers  $\mathbf{X}$ . La mise à jour du vecteur  $\mathbf{X}$  est obtenue par :

$$\mathbf{X}_{k+1} = \mathbf{X}_k + \frac{\eta \cdot e_k \cdot \mathbf{A}_k}{\mathbf{A}_k \cdot \mathbf{A}_k^T + \varepsilon}, \quad (4.20)$$

où  $\eta$  est le coefficient d'apprentissage, et  $\varepsilon$  est une petite valeur positive choisie pour éviter le problème de division par la norme de  $\mathbf{A}$ . Cette approche est un point intéressant qu'on va exploiter pour concevoir un contrôleur de courants dans un FAP.

La méthode avec un multiplicateur de Lagrange [114] peut être utilisée pour déterminer la matrice  $\mathbf{X}$  et introduire ainsi facilement des critères d'optimisation.

Une autre variante pour calculer la matrice  $\mathbf{X}$  est d'utiliser le filtre de Kalman pour un système linéaire présenté par :

$$\begin{cases} \mathbf{X}_{k+1} = \mathbf{X}_k \\ \mathbf{y}_k = \mathbf{A}_k \mathbf{X}_k + \text{bruit} \end{cases} \quad (4.21)$$

Dans le cadre de ce travail, nous ne développerons pas cette approche.

Afin de réduire le coût des calculs en ligne, les paramètres linéaires peuvent être mis à jours pour un certain nombre de données au début et seuls les paramètres non linéaires sont ensuite modifiés [25]. La mise à jour des paramètres non linéaires est présentée dans la section suivante.

### b. Mise à jours des paramètres non linéaires

Définissons la fonction de coût  $J = \frac{(\mathbf{y}_d - \mathbf{y})^2}{2}$  à minimiser comme dans le cas d'un RN. En effet, la mise à jour des paramètres  $\alpha$  ( $\alpha$  sont les paramètres des fonctions d'appartenance  $a_i$ ,  $b_i$  et  $c_i$  dans l'équation (4.12)) [25] [45] [126] est effectuée par :

$$\alpha(k+1) = \alpha(k) + \Delta\alpha(k) \quad \text{avec} \quad \Delta\alpha(k) = -\eta \frac{\partial J}{\partial \alpha}. \quad (4.22)$$

Concrètement, pour le paramètre  $a$ , nous avons :

$$\Delta a_i = -\eta \frac{\partial J}{\partial a_i} = -\eta \frac{\partial J}{\partial e} \cdot \frac{\partial e}{\partial y} \cdot \frac{\partial y}{\partial \bar{\mu}_i} \cdot \frac{\partial \bar{\mu}_i}{\partial \mu_i} \cdot \frac{\partial \mu_i}{\partial A_i} \cdot \frac{\partial A_i}{\partial a_i} \quad (4.23)$$

après le calcul, nous obtenons finalement :

$$\Delta a_i = \eta \cdot e \cdot z_i \cdot \bar{\mu}_i \cdot (1 - \bar{\mu}_i) \cdot (1 - \mu_{x_i}^{A_i}) \cdot \frac{1}{a_i}. \quad (4.24)$$

De la même manière pour les deux autres paramètres  $b$  et  $c$  :

$$\Delta b_i = 2 \cdot \eta \cdot e \cdot z_i \cdot \bar{\mu}_i \cdot (1 - \bar{\mu}_i) \cdot (1 - \mu_{x_i}^{A_i}) \cdot \ln \left( \frac{x - c_i}{a_i} \right)^2, \quad (4.25)$$

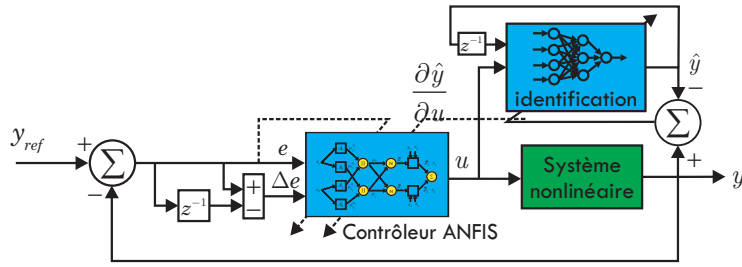


Figure 4.16 – Contrôleur direct par l’ANFIS avec un RN pour l’identification

$$\Delta c_i = 2 \cdot \eta \cdot e \cdot z_i \cdot \bar{\mu}_i \cdot (1 - \bar{\mu}_i) \cdot \mu_{x_i}^{A_i} \cdot \frac{2b_i}{a_i} \left( \frac{x - c_i}{a_i} \right)^{2b_i - 1}. \quad (4.26)$$

Les paramètres non linéaires du réseau ANFIS sont modifiés pour corriger l’erreur entre la consigne désirée et la sortie réelle à chaque instant.

En exploitant ces caractéristiques, nous allons appliquer l’algorithme d’apprentissage hybride à la commande des systèmes non linéaires dont les structures sont présentées dans la section suivante.

#### 4.4.3.5 Schémas de commande basés sur l’ANFIS

##### a. Contrôleur direct

Le principe du contrôleur direct par un réseau ANFIS est montré dans la figure 4.16. Le vecteur d’entrée  $\mathbf{x}=[e \ \Delta e]$  contient deux composantes : l’erreur et le changement de l’erreur comme dans le cas du contrôleur flou. Un RN ( $m \times n \times 1$ ) est utilisé pour calculer le Jacobien du système.

En effet, les paramètres non linéaires sont modifiés à travers la relation  $\frac{\partial J}{\partial \alpha}$  qui est décomposée par :

$$\frac{\partial J}{\partial \alpha} = \frac{\partial J}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial u} \frac{\partial u}{\partial \alpha}, \quad (4.27)$$

où le terme  $\frac{\partial u}{\partial \alpha}$  est calculé par les expressions (4.24) (4.25) (4.26). Le terme  $\frac{\partial y}{\partial u}$  est approximé par  $\frac{\partial \hat{y}}{\partial u}$  fourni par le RN. Le développement de  $\frac{\partial \hat{y}}{\partial u}$  est basé sur les paramètres du RN (les poids et les fonctions d’activation) comme suit :

$$\frac{\partial \hat{y}}{\partial u} = \sum_{i=1}^n \frac{\partial \hat{y}}{\partial O_i} \frac{\partial O_i}{\partial X_i} \frac{\partial X_i}{\partial u}, \quad (4.28)$$

où  $X_i$  l’entrée des neurones dans la couche cachée et  $O_i$  la sortie correspondante à travers une fonction d’activation.

A chaque itération, l’erreur est corrigée grâce à la modification de la structure interne du contrôleur. Une autre variante de la commande neuro-floue basée sur le modèle inverse est montrée dans la section suivante.

##### b. Contrôleur neuro-flou basé sur le modèle inverse

Cette approche est basée sur l’estimation du modèle inverse du système. Comme dans le cas du contrôleur inverse neuronal, un réseau ANFIS est d’abord utilisé afin d’identifier le modèle inverse du système. Ce modèle inverse est ensuite exploité (extraction des paramètres) pour contrôler le système comme le montre la figure 4.17. Nous pouvons faire un contrôleur qui évolue en ligne ou hors-ligne.

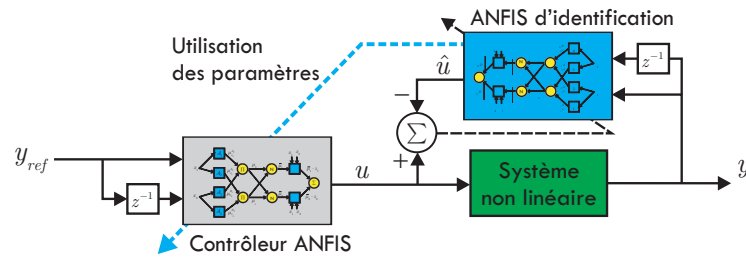


Figure 4.17 – Contrôleur ANFIS basé sur le modèle inverse estimé

#### 4.4.4 Discussion

Les nombreux travaux trouvés dans la littérature scientifique qui traitent de différentes méthodes de commandes intelligentes montrent l'intérêt particulier de ces approches dans la commande et l'identification des systèmes dynamiques non linéaires. Chaque méthode possède des avantages intéressants à exploiter. Les RN possèdent des capacités d'apprentissage et de généralisation pour pouvoir remplacer un superviseur après sa convergence. L'inconvénient de cette technique est un grand nombre de calculs demandé. De plus, il est souvent difficile de démontrer la convergence. En effet, afin d'être capable de fonctionner correctement en mode de régulation ou d'approximation, les informations fournies en phase d'apprentissage doivent être pertinentes et suffisantes. Dans [14] [13], des travaux sur la stabilité des contrôleurs neuronaux ont été montrés. L'algorithme de rétropropagation classique a été modifié pour que le système se retrouve dans une zone de stabilité à l'aide d'un critère connu de Lyapunov. Le fait d'introduire des contraintes dans l'algorithme d'apprentissage augmente le temps d'apprentissage, ce qui ne convient pas forcément à certaines applications où la rapidité du contrôleur est exigée. Dans notre étude, nous avons réalisé de nombreux apprentissages pour différents types de systèmes dynamiques non linéaires. Nous avons constaté qu'avec un coefficient d'apprentissage faible, de l'ordre de 2 fois le temps d'échantillonnage  $T_e$ , on assure dans la plupart des cas une bonne stabilité.

La commande par la logique floue est une solution pratique pour commander des systèmes non linéaires. Elle n'utilise aucun modèle mathématique du processus mais requiert des règles linguistiques. C'est le point le plus pertinent de cette théorie. En fait, dans la logique floue, nous pouvons introduire des connaissances partielles dans le contrôleur (*humain-in-the-loop*) pour qu'il puisse réagir comme un expert humain à l'aide des règles floues prédéfinies dans son noyau. Ces règles floues sont des informations heuristiques obtenues par l'expérience des experts en observant et en testant les comportements des processus. Etant donné que le contrôleur se base sur l'expérience d'experts il n'y aura donc pas de méthodes générales pour concevoir un contrôleur flou pour tous les systèmes. Il possède un tableau de règles constitué par des connaissances humaines qui couvrent tous les cas possibles afin de réagir de manière efficace face aux différentes tâches à effectuer.

Le neuro-flou quand à lui est une combinaison de la structure de la logique floue et d'un processus d'apprentissage assuré par un réseau de neurones. Dans un contrôleur flou, le centre et la largeur des fonctions d'appartenance sont fixes alors qu'avec un contrôleur ANFIS, ces paramètres sont ajustés à chaque itération de l'apprentissage. Quant au RN, il ne dispose d'aucune connaissances dans son processus, il est censé apprendre le comportement du système à travers les informations données. Cela demande une charge plus importante de calculs. La configuration du contrôleur ANFIS aide à réduire le temps d'apprentissage d'une part et à améliorer les performances du contrôleur (ou identificateur) d'autre part.

La section suivante présentera l'application de ces trois méthodes à la commande d'un ensemble composé de l'onduleur et du filtre de sortie au sein d'un FAP.

## 4.5 Application à la commande du filtre actif parallèle

Tableau 4.1 – Caractéristiques des méthodes de commande intelligentes présentées

	Réseaux de neurones	Logique floue	ANFIS
Modèle mathématique	non	non	non
Connaissance	non	oui	oui
Système non linéaire	oui	oui	oui
Structure	essai et optimisation	essai et optimisation	essai et optimisation
Temps de calcul	$t_{RN}$	$t_{FL} < t_{RN}$	$t_{FL} < t_{ANFIS} < t_{RN}$
Apprentissage	oui	non	oui

## 4.5 Application à la commande du filtre actif parallèle

### 4.5.1 Contrôleurs neuronaux

Pour utiliser les approches présentées dans la section 4.4.1 à la commande d'un FAP, nous remplaçons le signal de référence  $y_{ref}$  par les courants de référence  $i_{abc}^{ref}$ .

La méthode basée sur la commande prédictive n'est pas retenue en raison de la charge de calculs qu'elle nécessite.

Pour la commande inverse neuronale présentée dans la figure 4.9, le vecteur d'entrée du RN est défini par :  $\mathbf{x} = [ i_{inj}(k) \quad i_{inj}(k-1) \quad i_{inj}(k-2) \quad \hat{u}(k-1) ]$ .

Quand à la commande indirecte présentée dans la figure 4.10, le vecteur d'entrée du contrôleur neuronal est constitué par  $\mathbf{x} = [ i_{ref}(k) \quad i_{ref}(k-1) \quad i_{inj}(k) \quad i_{inj}(k-1) ]$ . Pour le RN d'identification,  $\mathbf{x} = [ u(k) \quad u(k-1) \quad u(k-2) \quad \hat{i}_{inj}(k-1) ]$ .

Si le modèle d'état du système est accessible, il est possible alors de concevoir un contrôleur neuronal basé sur celui-ci associé à un algorithme d'apprentissage plus rapide. Dans le nouvel algorithme, la mise à jour des poids du contrôleur neuronal peut être effectuée sur chaque horizon (plusieurs valeurs d'échantillonnage). Dans notre cas, l'onduleur et le filtre de sortie d'ordre 3 constituent un système défini par  $d\mathbf{x}/dt = \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{B}\mathbf{U}$  comme suit (pour une phase) :

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i'_{inj} \\ i_{inj} \\ u_{C_f} \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} \frac{-(R_1+R_f)}{L_1} & \frac{R_f}{L_1} & \frac{-1}{L_1} \\ \frac{R_f}{L_2} & \frac{-(R_2+R_f)}{L_2} & \frac{1}{L_2} \\ \frac{1}{C_f} & \frac{-1}{C_f} & 0 \end{bmatrix}}_{\mathbf{A}} \begin{bmatrix} i'_{inj} \\ i_{inj} \\ u_{C_f} \end{bmatrix} + \frac{1}{L_1} \begin{bmatrix} f \cdot V_{dc} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} - \frac{1}{L_2} \begin{bmatrix} 0 \\ v_s \\ 0 \end{bmatrix} \\ y = i_{inj} \end{array} \right. \quad (4.29)$$

avec  $i'_{inj}$  le courant d'injection qui traverse  $L_1$  et  $R_1$ ,  $i_{inj}$  le courant injecté dans le réseau,  $u_{C_f}$  la tension du condensateur  $C_f$  connectée en parallèle (voir la figure 2.13) et  $f$  la fonction de transfert de l'onduleur sur une phase (voir l'équation (2.15) dans le chapitre 2).

Si nous négligeons la non-linéarité due à la commutation en supposant que  $f \cdot V_{dc} = K \cdot u$ , le modèle d'état (4.29) est commandable par des méthodes conventionnelles comme le placement de pôle robuste, un correcteur PID ou RST, etc. En choisissant les paramètres du filtre de sortie basés sur l'optimisation des pertes par effet Joule, on pourra montrer que le système (4.29) est stable en calculant les racines du déterminant de  $|p\mathbf{I} - \mathbf{A}|$ , avec  $\mathbf{I}$  la matrice d'identité.

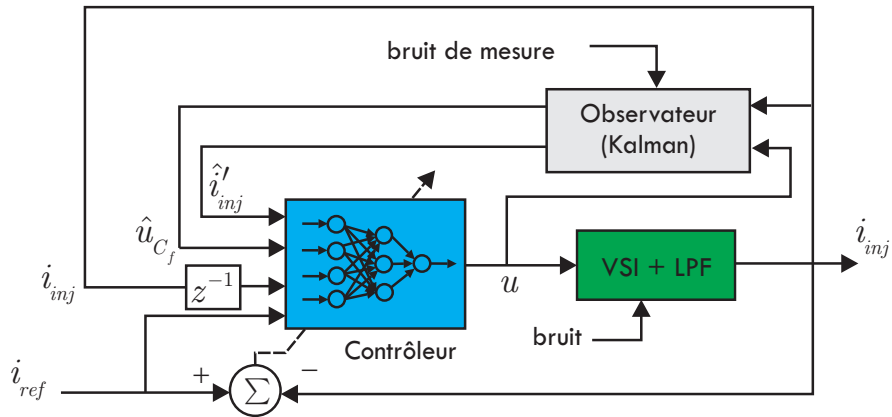


Figure 4.18 – Contrôleur neuronal basé sur le modèle d'état du système composé de l'onduleur et du filtre de sortie en T

En tenant compte de la non-linéarité de l'ensemble du système (due à la variation des paramètres dans la matrice  $\mathbf{A}$  et à la commutation), nous définissons l'action de commande  $u$  par  $u = f_{RN}(\mathbf{x})$  avec  $f_{RN}$  une fonction donnée par le RN. Dans le cas idéal, nous avons le courant  $i_{inj}$  traversant le filtre de sortie qui est égal au courant  $i_{ref}$ .

Il s'agit d'un RN à 3 couches contenant un vecteur d'entrée  $\mathbf{x} = [i_{ref}(k) \quad \hat{i}'_{inj}(k) \quad \hat{u}_{C_f}(k)]$ , une couche cachée avec un nombre de neurones variable et un neurone dans la couche de sortie. Pour économiser des capteurs, seul le courant sortant du filtre de sortie  $i_{inj}$  est mesuré et les deux autres variables  $\hat{i}'_{inj}(k)$  et  $\hat{u}_{C_f}(k)$  sont estimés par un Filtre de Kalman. Dans notre étude, nous utilisons un filtre de Kalman défini dans la Toolbox/Matlab [127].

A l'aide du contrôleur neuronal, l'erreur entre les deux courants  $i_{inj}$  et  $i_{ref}$  est corrigée par l'algorithme de rétropropagation du contrôleur neuronal. Les performances de la commande dépendent du nombre de neurones dans la couche cachée. Il est à noter que le courant  $i_{ref}$  à injecter contient des harmoniques à haute fréquence et il est nécessaire de prendre en compte cette dynamique importante en prenant une entrée supplémentaire  $i_{inj}(k-1)$ .

La figure 4.18 montre l'approche de commande neuronale proposée avec un observateur (Kalman) en tenant compte des bruits de mesure et d'une variation de 5% des paramètres de  $r_1, L_1, r_2, L_2$ .

La figure 4.19 montre les résultats de simulation de la commande du FAP par l'approche neuronale proposée dans la figure 4.18. La charge non linéaire est un pont de diodes triphasé alimentant une machine à courant continu. A l'instant  $t = 0.06$  s, une charge monophasée  $r$  et  $L$ , connectée entre les phases  $a$  et  $b$ , crée un déséquilibre de courants. Les trois RN pour les trois phases sont configurés par une structure  $4 \times 10 \times 1$ . Les poids initiaux du RN sont choisis de façon aléatoire.

Dans la figure 4.19 d), on voit que l'erreur diminue au cours de l'apprentissage. Les 10 premiers poids dans la couche cachée du contrôleur neuronal sont montrés dans la figure 4.19 c). Grâce au processus d'apprentissage, les poids initiaux du RN sont modifiés à chaque pas de calcul et quand l'erreur est suffisamment petite, ces poids restent quasi-constants. Par contre, nous ne pouvons pas conclure que les poids du contrôleur ont convergé vers des valeurs de référence. Un des moyens permettant de vérifier la convergence d'un RN est de faire plusieurs apprentissages avec des entrées différentes. Si les poids obtenus dans ces différentes exécutions sont similaires ou proches, nous pouvons supposer que le RN a été correctement appris. Les courants côté source sont montrés dans la figure 4.19 e). Après 3 périodes d'onde, les courants côté source forment un système triphasé sinusoïdal.

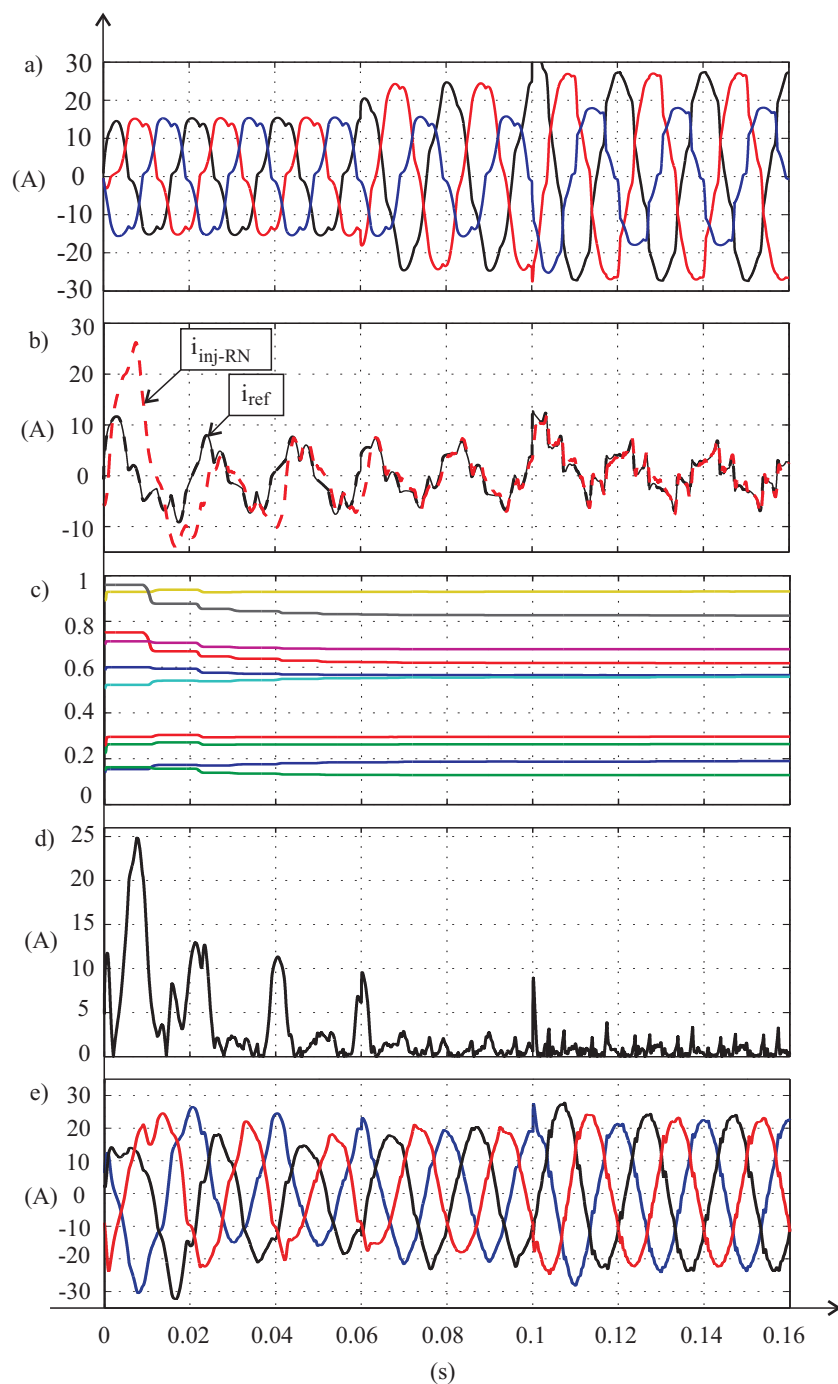


Figure 4.19 – Performances de la commande neuronale proposée (simulation) : a) courant côté charge ; b) courants de référence et courant d’injection (phase a) ; b) les 10 premiers poids de la couche cachée du contrôleur neuronal ; d) erreur absolue ; e) courants côté source

Tableau 4.2 – Synthèse de différents contrôleurs neuronaux

Contrôleur	Schéma	Configuration
No.1	figure 4.9	$4 \times 5 \times 1$ , $\mathbf{x} = [i_{inj}(k) \ i_{inj}(k-1) \ i_{inj}(k-2) \ \hat{u}(k-1)]$
No.2	figure 4.9	$4 \times 10 \times 1$ , $\mathbf{x} = [i_{inj}(k) \ i_{inj}(k-1) \ i_{inj}(k-2) \ \hat{u}(k-1)]$
No.3	figure 4.10	2 RN de structure $4 \times 10 \times 1$ , $\mathbf{x} = [i_{ref}(k) \ i_{ref}(k-1) \ i_{inj}(k) \ i_{inj}(k-1)]$ pour le contrôleur et $\mathbf{x} = [u(k) \ u(k-1) \ u(k) \ \hat{i}_{inj}(k-1)]$ pour l'identifieur
No.4	figure 4.10	contrôleur $4 \times 10 \times 1$ , identifieur $4 \times 5 \times 1$ , les même entrées que le contrôleur No.3
No.5	figure 4.18	contrôleur $4 \times 3 \times 1$ , $\mathbf{x} = [i_{ref}(k) \ \hat{i}'_{inj}(k) \ \hat{u}_{C_f}(k)]$
No.6	figure 4.18	contrôleur $4 \times 5 \times 1$ , $\mathbf{x} = [i_{ref}(k) \ \hat{i}'_{inj}(k) \ \hat{u}_{C_f}(k)]$

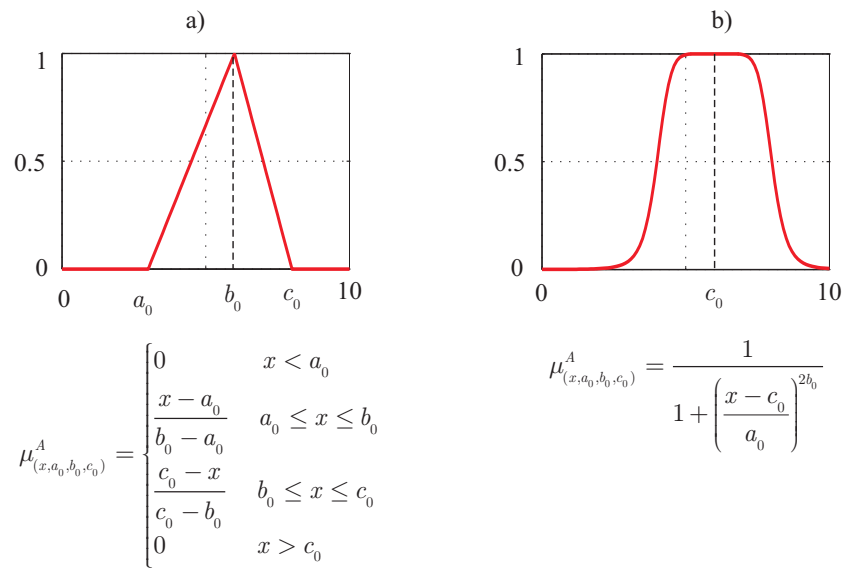


Figure 4.20 – a) Fonction triangulaire ; b) Fonction sous forme de cloche

Afin de faciliter la lecture, nous mettons les numéros pour les différents contrôleurs neuronaux comme le montre le tableau 4.2.

La section suivante développe un contrôleur flou de l'ensemble de l'onduleur et du filtre de sortie.

### 4.5.2 Contrôleur flou

Avant de développer des contrôleurs basés sur la logique floue, nous rappelons quelques fonctions d'appartenance que nous utilisons dans notre étude. Les deux plus utilisées, triangulaire et forme en cloche, sont présentées dans la figure 4.20.

Nous définissons 5 valeurs linguistiques pour chaque entrées  $e$  et  $\Delta e$  comme le montre la figure 4.21. Dans cette figure, BN signifie : Big Negative, SN : Small Negative, SP : Small Positive et BP : Big Positive. Il est à noter que nous pouvons varier  $n_{valeur}$  et  $n_{r\grave{u}le}$  dans le contrôleur. Toutes les variables appartiennent à des fonctions triangulaires sauf la variable BN,  $a_0$  tend vers l'infini et pour la variable BP,  $c_0$  tend vers l'infini.



## 4.5 Application à la commande du filtre actif parallèle

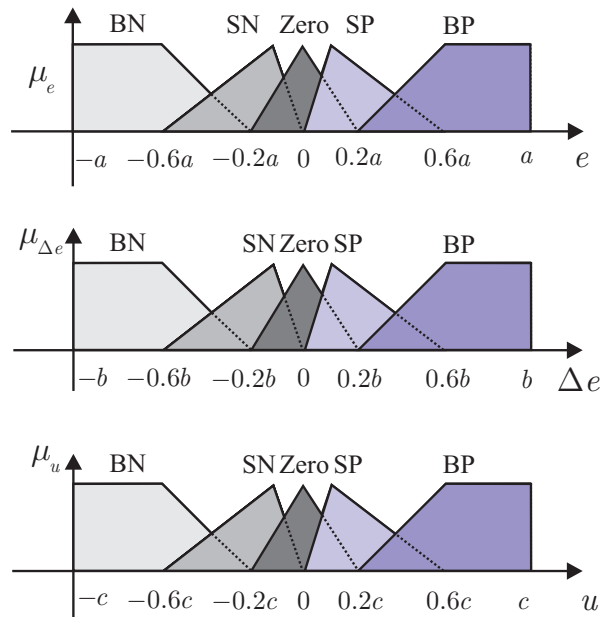


Figure 4.21 – Fonctions d'appartenance des entrées et de la sortie du contrôleur flou

Tableau 4.3 – Différents contrôleurs flous

Contrôleur	Plages des variables	type	$n_{\text{rule}}$
No.1	$a = I_{ref}, b = I_{ref}, c = 1$	triangulaire	25 (tableau 4.4)
No.2	$a = 1, b = 1, c = 1$	triangulaire	25 (tableau 4.4)
No.3	$a = 0.1, b = 0.1, c = 1$	triangulaire	25 (tableau 4.4)
No.4	$a = 1, b = 1, c = 1$	forme de cloche	9 (tableau 4.5)
No.5	$a = 1, b = 1, c = 1$	forme de cloche	25 (tableau 4.4)

$I_{ref}$  est l'amplitude du courant de référence

Les différents contrôleurs sont définis dans le tableau 4.3 en faisant varier les valeurs  $a$ ,  $b$ , et  $c$ . Le contrôleur No.1 couvre toute la plage de l'erreur. Le contrôleur No.2 a des entrées normalisées. Si l'erreur évolue de  $-0.1$  à  $0.1$ , le contrôleur No.3 réagira de manière plus précise car cette plage de variation de l'erreur est couverte par 5 valeurs linguistiques. Alors qu'avec les contrôleurs No.1 et No.2, cette plage n'est couverte que par une seule valeur linguistique qui est Zero.

Si dans les deux contrôleurs No.1 et No.2, l'erreur entre  $-0.1$  à  $0.1$  appartient à une seule valeur linguistique (Zero) alors le contrôleur No. 3 réagit de manière précise dans la plage de l'erreur entre  $-0.1$  à  $0.1$ . Les contrôleurs No.4 et No.5 ont des fonctions d'appartenance de type courbe en cloche. L'action de commande  $u$  est fixée entre  $-1$  et  $1$ .

Le noyau de la commande par la logique floue consiste à déterminer le tableau de règles basé sur des connaissances a priori. La figure 4.22 présente l'évolution de l'erreur et du changement de l'erreur. Dans l'intervalle de  $t_0$  à  $t_1$ , l'erreur est positive ( $i_{ref} < i_{inj}$ ) et continue à monter. Nous pouvons traduire par :  $e = \text{SP}$  ou  $\text{BP}$ ;  $\Delta e = \text{SP}$  ou  $\text{BP}$ . Afin de corriger cette erreur il faut alors renforcer le courant  $i_{inj}$  en augmentant l'action de commande  $u$  en imposant :  $u = \text{SP}$  ou  $\text{BP}$ . Pendant la deuxième période de  $t_1$  à  $t_2$ , l'erreur est encore positive mais elle commence à décroître, il faut donc imposer l'action  $u$  à  $\text{SP}$ . A l'instant  $t_2$ ,  $e = 0$  et  $\Delta e = 0$ , nous avons  $u = 0$ . Le processus continue de la même manière pour la suite. Finalement, nous obtenons les deux tableaux tableau 4.4 et tableau 4.5. En général, plus le nombre de règles est grand, plus les performances sont bonnes [45].

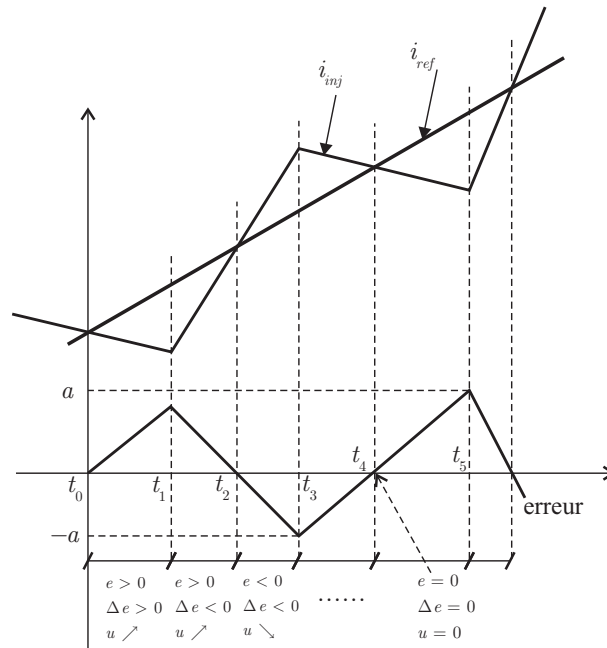


Figure 4.22 – Evolution de l'erreur et du changement de l'erreur

Tableau 4.4 – Tableau des règles du contrôleur flou ayant 5 valeurs pour chaque variable d'entrée et 25 règles

		$e$				
		BN	SN	Zero	SP	BP
$\Delta e$	BN	BN	BN	BN	SN	Zero
	SN	BN	BN	SN	Zero	SP
	Zero	BN	N	Zero	SP	BP
	SP	N	Zero	SP	BP	BP
	BP	Zero	SP	BP	BP	BP

Tableau 4.5 – Tableau des règles du contrôleur flou ayant 3 valeurs pour chaque variable d'entrée et 9 règles

		$e$		
		N	Zero	P
$\Delta e$	N	N	N	Zero
	Zero	N	Zero	P
	P	Zero	P	P

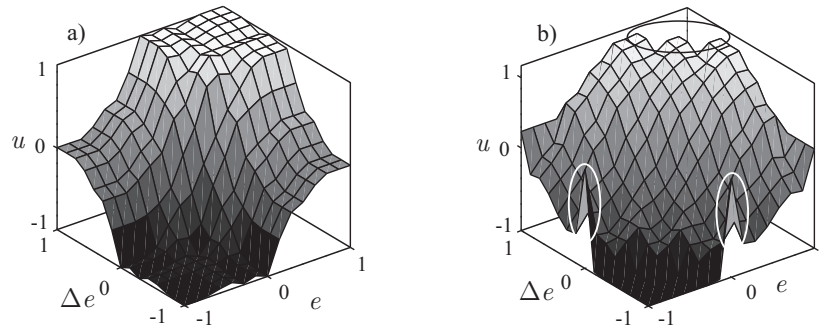


Figure 4.23 – Surface du contrôleur flou : a) Correspond au tableau 4.4, données normalisées ; b) Contrôleur instable

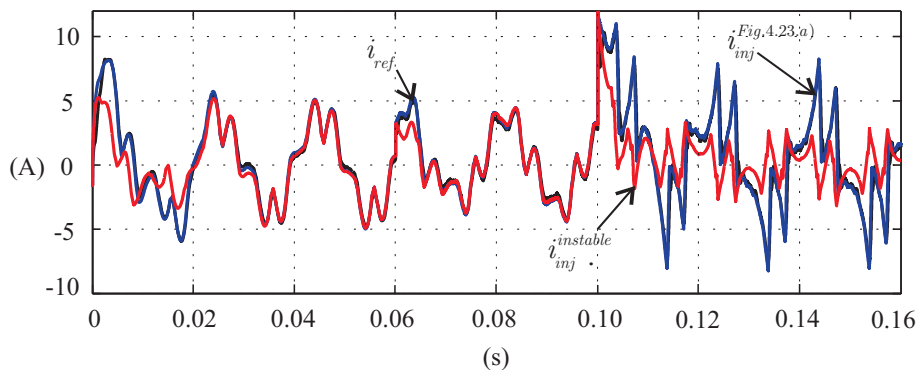


Figure 4.24 – Comparaison des deux contrôleurs dont les surfaces sont présentées dans la figure 4.23

La figure 4.23 a) montre la surface du contrôleur flou développé dans le tableau 4.4 (fonction d'appartenance : triangulaire). La figure 4.23 b) donne la surface d'un contrôleur qui n'est pas robuste. Ce dernier est constitué par des règles aléatoires (pas de connaissances). On voit qu'il y a des discontinuités, cela signifie que les règles dans le contrôleur ne sont pas bien définies [123].

La comparaison de ces deux contrôleurs est justifiée dans la figure 4.24. Quand la charge non linéaire change légèrement à  $t = 0.06$  s, les deux contrôleurs répondent correctement. Le deuxième suit cependant sa référence après un demi période d'onde. A l'instant  $t = 0.1$  s, nous imposons un changement important de la charge représentant une erreur instantanée importante. On voit que le deuxième contrôleur perd sa contrôlabilité car la sortie  $u$  chute pour une erreur grande positive (autour de 1) (voir la figure 4.23 b)). Cet exemple confirme l'importance des connaissances d'expert introduites dans les règles malgré le fait que cette commande ne requiert pas d'information sur le modèle mathématique du processus.

### 4.5.3 Contrôleur du type Adaptive-Neural Fuzzy Inference System—ANFIS

Six contrôleurs ANFIS sont étudiés ici pour comparer leurs performances. Ces contrôleurs sont détaillés dans le tableau 4.6, tableau 4.7, tableau 4.8, tableau 4.9 et tableau 4.10. Les fonctions d'appartenance des variables sont celles illustrées par la figure 4.21 avec des entrées normalisées ( $a = b = c = 1$ ).

Pour la méthode de commande directe par modèle inverse, illustrée par la figure 4.17, nous développons les deux contrôleurs No.1 et No.2 détaillés respectivement dans le tableau 4.6 et le tableau 4.7.

Tableau 4.6 – Contrôleur No.1, figure 4.17

Si	Alors
$i_{inj}(k)$ est BN	$u_1(k) = a_1 + a_2 i_{inj}(k)$
$i_{inj}(k)$ est SN	$u_2(k) = a_3 + a_4 i_{inj}(k)$
$i_{inj}(k)$ est Z	$u_3(k) = a_5 + a_6 i_{inj}(k)$
$i_{inj}(k)$ est SP	$u_4(k) = a_7 + a_8 i_{inj}(k)$
$i_{inj}(k)$ est BP	$u_5(k) = a_9 + a_{10} i_{inj}(k)$

Tableau 4.7 – Contrôleur No.2, figure 4.17

Si	Et	Alors
$i_{inj}(k)$ est N	$u(k-1)$ est N	$u_1(k) = a_1 + a_2 i_{inj}(k) + a_3 u(k-1)$
$i_{inj}(k)$ est N	$u(k-1)$ est Z	$u_2(k) = a_4 + a_5 i_{inj}(k) + a_6 u(k-1)$
$i_{inj}(k)$ est N	$u(k-1)$ est P	$u_3(k) = a_7 + a_8 i_{inj}(k) + a_9 u(k-1)$
$i_{inj}(k)$ est Z	$u(k-1)$ est N	$u_4(k) = a_{10} + a_{11} i_{inj}(k) + a_{12} u(k-1)$
$i_{inj}(k)$ est Z	$u(k-1)$ est Z	$u_5(k) = a_{13} + a_{14} i_{inj}(k) + a_{15} u(k-1)$
$i_{inj}(k)$ est Z	$u(k-1)$ est P	$u_6(k) = a_{16} + a_{17} i_{inj}(k) + a_{18} u(k-1)$
$i_{inj}(k)$ est P	$u(k-1)$ est N	$u_7(k) = a_{19} + a_{20} i_{inj}(k) + a_{21} u(k-1)$
$i_{inj}(k)$ est P	$u(k-1)$ est Z	$u_8(k) = a_{22} + a_{23} i_{inj}(k) + a_{24} u(k-1)$
$i_{inj}(k)$ est P	$u(k-1)$ est P	$u_9(k) = a_{25} + a_{26} i_{inj}(k) + a_{27} u(k-1)$

Tableau 4.8 – Contrôleur No.3 et No.5, figure 4.16

Si	Et	Alors
$e(k)$ est N	$\Delta e(k)$ est N	$u_1(k) = a_1 + a_2 e(k) + a_3 \Delta e(k)$
$e(k)$ est Z	$\Delta e(k)$ est Z	$u_2(k) = a_4 + a_5 e(k) + a_6 \Delta e(k)$
$e(k)$ est P	$\Delta e(k)$ est P	$u_3(k) = a_7 + a_8 e(k) + a_9 \Delta e(k)$

Tableau 4.9 – Contrôleur No.4, figure 4.16

Si	Et	Alors
$e(k)$ est N	$\Delta e(k)$ est N	$u_1(k) = a_1 + a_2 e(k) + a_3 \Delta e(k)$
$e(k)$ est N	$\Delta e(k)$ est Z	$u_2(k) = a_4 + a_5 e(k) + a_6 \Delta e(k)$
$e(k)$ est N	$\Delta e(k)$ est P	$u_3(k) = a_7 + a_8 e(k) + a_9 \Delta e(k)$
$e(k)$ est Z	$\Delta e(k)$ est N	$u_4(k) = a_{10} + a_{11} e(k) + a_{12} \Delta e(k)$
$e(k)$ est Z	$\Delta e(k)$ est Z	$u_5(k) = a_{13} + a_{14} e(k) + a_{15} \Delta e(k)$
$e(k)$ est Z	$\Delta e(k)$ est P	$u_6(k) = a_{16} + a_{17} e(k) + a_{18} \Delta e(k)$
$e(k)$ est P	$\Delta e(k)$ est N	$u_7(k) = a_{19} + a_{20} e(k) + a_{21} \Delta e(k)$
$e(k)$ est P	$\Delta e(k)$ est Z	$u_8(k) = a_{22} + a_{23} e(k) + a_{24} \Delta e(k)$
$e(k)$ est P	$\Delta e(k)$ est P	$u_9(k) = a_{25} + a_{26} e(k) + a_{27} \Delta e(k)$

Tableau 4.10 – Controller No.6, figure 4.16

Si	Et	Alors
$e(k)$ est BN	$\Delta e(k)$ est BN	$u_1(k) = a_1 + a_2 e(k) + a_3 \Delta e(k)$
$e(k)$ est SN	$\Delta e(k)$ est SN	$u_2(k) = a_4 + a_5 e(k) + a_6 \Delta e(k)$
$e(k)$ est Z	$\Delta e(k)$ est Z	$u_3(k) = a_7 + a_8 e(k) + a_9 \Delta e(k)$
$e(k)$ est SP	$\Delta e(k)$ est SP	$u_4(k) = a_{10} + a_{11} e(k) + a_{12} \Delta e(k)$
$e(k)$ est BP	$\Delta e(k)$ est BP	$u_5(k) = a_{13} + a_{14} e(k) + a_{15} \Delta e(k)$

Tableau 4.11 – Synthèse de différents contrôleurs ANFIS

Contrôleur	Configuration	nombre d'entrée	nombre de règles
No.1	figure 4.17, tableau 4.6	1	5
No.2	figure 4.17, tableau 4.7	2	9
No.3	figure 4.16, tableau 4.8	2	3
seul les paramètres linéaires sont modifiés			
No.4	figure 4.16, tableau 4.9	2	9
No.5	figure 4.16, tableau 4.8	2	3
toutes les paramètres de l'ANFIS sont modifiés			
No.6	figure 4.16, tableau 4.10	2	5

Le contrôleur No.1 utilise une seule entrée  $i_{inj}$  avec 5 règles sur lesquels nous avons donc 15 paramètres non linéaires et 10 paramètres linéaires  $a_j$ ,  $j = 1, \dots, 10$  à déterminer. Basé sur le même principe, le contrôleur No.2 utilise une entrée supplémentaire  $u(k-1)$  (car le système à commander a une grande dynamique due à la présence des courants harmoniques à haute fréquence) pour identifier le modèle inverse du système. Il est à noter qu'avec 2 entrées et 9 règles (18 paramètres non linéaires et 27 paramètres linéaires  $a_j$ ,  $j = 1, \dots, 27$ ), les performances de cette configuration sont meilleures qu'à celles du contrôleur No.1 mais la charge de calcul est singulièrement augmentée. Seuls les paramètres linéaires  $a_j$ ,  $i = 1, \dots, 27$  ont été modifiés par l'algorithme de type LMS. Cette configuration réduit ainsi le temps de calcul.

Le tableau 4.8 et le tableau 4.9 présentent trois configurations pour la commande directe présentée dans la figure 4.16. Un RN utilisé pour l'identification du système a trois couches  $4 \times 10 \times 1$  avec comme vecteur d'entrée  $\mathbf{x} = [u(k) \quad u(k-1) \quad u(k-2) \quad \hat{y}(k-1)]$ .

Les contrôleurs No.3 et No.5 sont développés et regroupés dans le tableau 4.8. La différence entre les deux réside dans la mise à jour ou pas des paramètres non linéaires. Seuls les paramètres linéaires du contrôleur No.3 sont modifiés alors que tous les paramètres du contrôleur No.5 peuvent être mis à jour.

Le contrôleur No.4 développé dans le tableau 4.9 possède les mêmes valeurs linguistiques par variable que celles des contrôleurs No.3 et No.5 mais avec un nombre de règles plus élevé. De même que le contrôleur No.3, la modification des paramètres n'est portée que dans la 4<sup>ème</sup> couche.

Le tableau 4.10 développe un contrôleur direct avec 5 valeurs par variable et 5 règles avec des fonctions d'appartenance sous forme de cloche. Un algorithme hybride est utilisé pour l'apprentissage. Cette configuration est la plus performante de toutes mais nécessite une grande charge de calculs.

Signalons que le signal de commande  $u$ , de tous les contrôleurs, est calculé par la somme  $u = \sum_{j=1}^n u_j$ .

Pour faciliter la lecture, une synthèse de différents contrôleurs ANFIS est montrée dans le tableau 4.11.

La section suivante présente les résultats de simulation comparatifs entre les différentes approches de commande intelligente développées dans ce chapitre.

### 4.5.4 Résultats de simulation

Dans notre étude, la charge non linéaire est constituée par une succession de 3 cas différents comme le montre la figure 4.25 a). Pendant la première période (zone I) deux ponts triphasés à diodes sont

Tableau 4.12 – Performance des différentes méthodes de commande intelligente appliquées à la commande des courants de références au sein du FAP

		error(A)			$h_5 (< 4\%)$			$h_7 (< 4\%)$			THD (< 5%)			facteur de puissance		
		I	II	III	I	II	III	I	II	III	I	II	III	I	II	III
Courant de la charge					15.7	10.1	9.98	5.17	2.86	7.62	17.2	12.8	15.3	0.876	0.878	0.936
Résultats obtenus avec les différentes stratégies de commande intelligente																
Logique floue	Contrôleur No.1	1.71	1.65	1.38	3.16	2.63	3.43	1.16	0.84	2.92	7.19	4.83	5.06	0.995	0.997	0.998
	Contrôleur No.2	0.23	0.23	0.35	0.65	0.72	1.46	0.21	0.31	1.47	2.3	2.22	3.37	0.999	0.999	0.999
	Contrôleur No.3	0.03	0.03	0.18	0.12	0.27	0.99	0.05	0.18	1.00	1.55	1.75	2.15	1.000	1.000	0.999
	Contrôleur No.4	0.04	0.05	0.99	0.33	0.48	0.68	0.14	0.32	0.82	2.03	2.03	2.36	0.999	0.999	0.997
	Contrôleur No.5	0.04	0.04	0.99	0.16	0.30	0.57	0.07	0.18	0.58	1.72	1.72	1.53	1.000	1.000	0.996
	Contrôleur instable*	0.28	0.63	4.51	0.57	0.62	4.54	0.17	0.28	2.42	2.01	2.32	5.33	1.000	0.993	0.984
RN	Contrôleur No.1	0.62	0.78	0.98	0.63	0.69	0.14	0.39	0.30	0.49	2.06	1.62	1.70	0.999	0.999	0.999
	Contrôleur No.2	0.56	0.72	0.91	0.73	0.81	0.36	0.43	0.26	0.33	2.59	1.95	1.95	0.999	0.999	0.999
	Contrôleur No.3	0.21	0.23	0.35	0.54	0.60	0.28	0.34	0.19	0.39	2.58	2.17	1.86	0.999	0.999	0.999
	Contrôleur No.4	0.27	0.30	0.41	0.63	0.18	0.43	0.55	0.30	0.27	3.62	2.42	2.39	0.999	0.999	0.999
	Contrôleur No.5	0.23	0.23	0.35	0.16	0.33	0.60	0.02	0.28	0.53	2.95	2.38	1.99	0.999	0.999	0.999
	Contrôleur No.6	0.11	0.12	0.23	0.26	0.60	0.68	0.22	0.22	0.91	2.05	1.86	2.69	0.999	0.999	0.999
ANFIS	Contrôleur No.1	0.69	0.43	0.72	1.25	1.21	1.05	1.24	0.59	0.58	11.5	5.68	4.44	0.984	0.997	0.998
	Contrôleur No.2	0.10	0.10	0.33	0.20	0.47	0.63	0.14	0.20	0.50	3.28	2.49	3.85	0.999	0.999	0.999
	Contrôleur No.3	0.42	0.39	0.47	0.36	0.44	0.78	0.16	0.24	0.85	3.74	2.62	3.92	0.999	1.000	0.999
	Contrôleur No.4	0.23	0.23	0.31	0.58	0.71	1.00	0.30	0.35	1.11	3.00	2.56	2.88	0.999	1.000	0.999
	Contrôleur No.5	0.16	0.16	0.26	0.48	0.55	0.99	0.15	0.29	1.03	2.00	1.99	2.79	0.999	1.000	0.999
	Contrôleur No.6	0.06	0.07	0.17	0.15	0.28	0.48	0.06	0.19	0.44	1.64	1.66	1.91	0.999	0.999	0.999

les numéros de contrôleurs sont à consulter dans des tableau 4.2, tableau 4.3, tableau 4.11

connectés. Dans la zone II, une charge monophasée est connectée entre les deux phases 1 et 2 et elle cause un déséquilibre du système. Dans la zone III, des machines à souder sont continuellement connectées. Cette simulation correspond à un cas typique du monde industriel [74].

La figure 4.25 a) montre les courants de la charge (pour ne pas être encombré, nous montrons ces courants dans la repère  $\alpha-\beta$ ) et la tension directe de la phase  $a$ . La figure 4.25 b) présente la poursuite du courant de référence identifié (par la méthode des courants actifs neuronale). La figure 4.25 c) montre l'erreur de cette commande avec les trois types de contrôleur intelligents. Il est à noter que dans les trois zones I, II et III, les contrôleurs sont performants et robustes malgré les changements de la charge. Le contrôleur flou avec la fonction d'appartenance sous forme de cloche est légèrement affecté pendant le régime transitoire entre les zones II et III quand la charge varie brutalement mais l'erreur est rapidement corrigée. Les deux contrôleurs par RN (No.6) et ANFIS (No.6) sont robustes dans les trois zones. La figure 4.25 d) montre les courants côté source (en  $\alpha-\beta$ ) qui sont en phase avec la tension directe estimée par la PLL.

La figure 4.26 montre les spectres harmoniques du courant de la charge (phase  $a$ ) et des courants côté source obtenus avec les différents contrôleurs. Nous voyons que la composante fondamentale vaut 87% de celle de la charge, cela signifie que la partie non active de courant (13%) a été éliminée. On voit aussi que le courant après la compensation satisfait la norme IEEE 519-1992 pour chaque harmonique pris individuellement.

La tableau 4.12 précise le résultat pour chaque type du contrôleur utilisé. Parmi les contrôleurs flous, le No.1 donne de mauvais résultats et le No.6 est instable.

Les contrôleurs neuronaux basés sur les différentes configurations donnent de bons résultats de compensation. Il est à noter que le contrôleur basé sur le modèle d'état de l'onduleur et du filtre de sortie est plus performant et plus explicite que celui basé sur un modèle entrée-sortie.

#### 4.5 Application à la commande du filtre actif parallèle

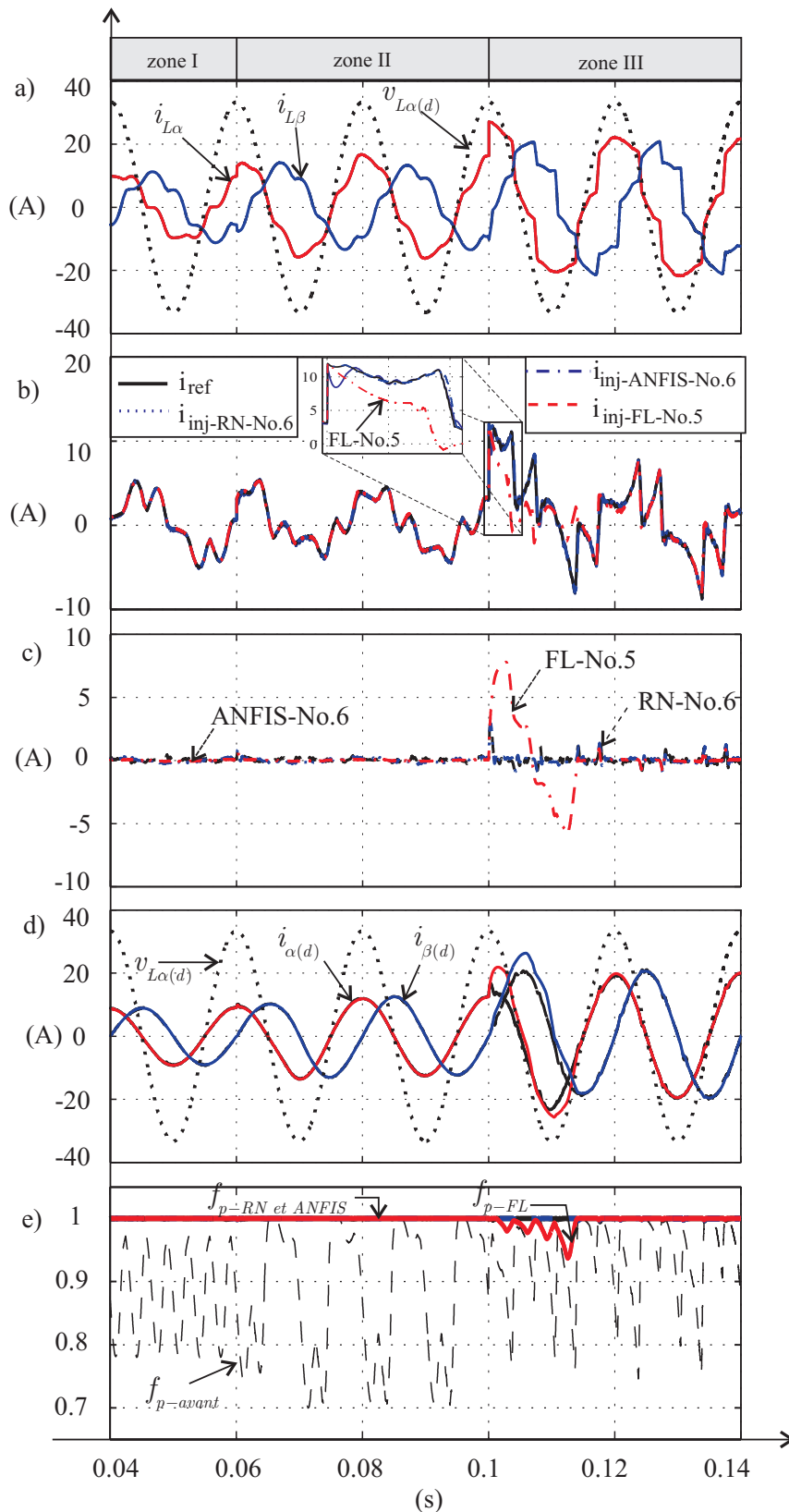


Figure 4.25 – Résultats de simulation : a) courants de la charge ( $\alpha$ - $\beta$ ); b) courant de référence et courant d'injection; c) erreur de courant; d) courants côté source ( $\alpha$ - $\beta$ ); e) facteur de puissance avant et après la compensation

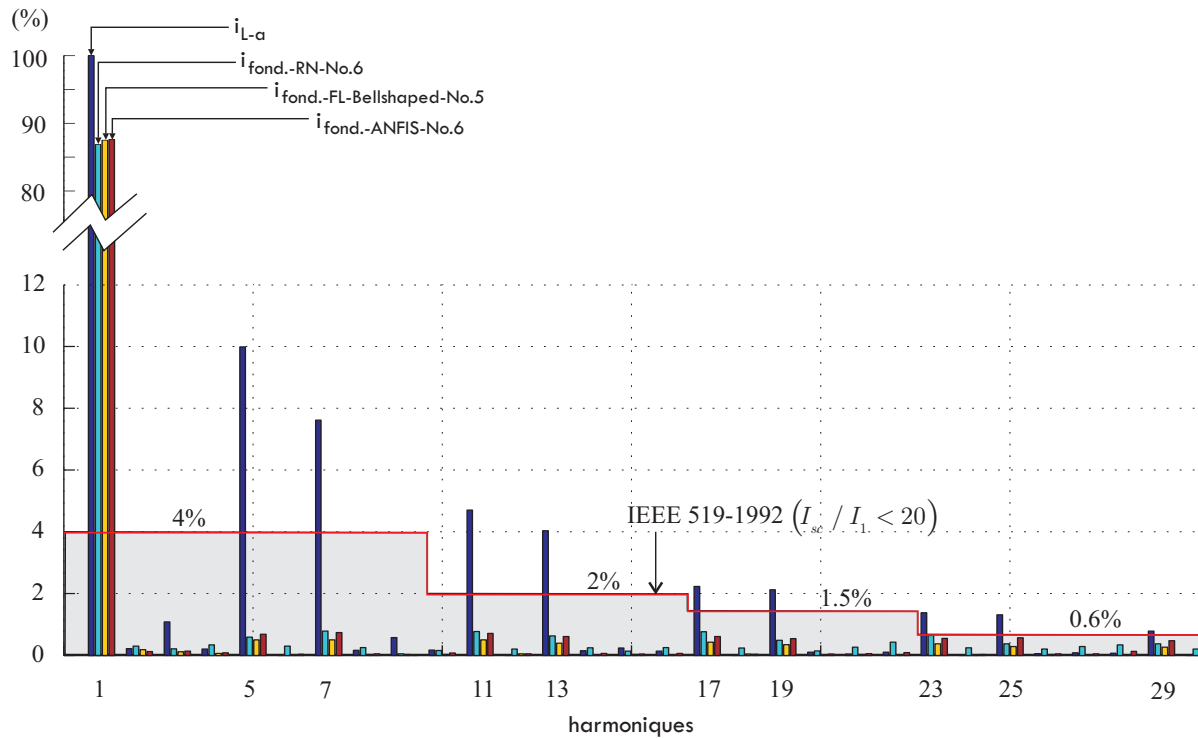


Figure 4.26 – Spectre harmonique des courants

Il est intéressant de constater que le contrôleur ANFIS No.3 et le contrôleur ANFIS No.5 ont les mêmes règles mais les paramètres linéaires  $a_j$  liés à ces règles ont des valeurs différentes. En effet, pour les 3 règles dans le tableau 4.8 du contrôleur ANFIS No.3, les paramètres linéaires  $S_2$  dans la 4<sup>ème</sup> couche valent  $\mathbf{X} = [0.41 \ 0.71 \ 0.17 \ 0.71 \ 0.08 \ 0.27 \ 0.06 \ 0.15 \ 0.82]^T$ , par contre dans le contrôleur ANFIS No.5 la matrice  $\mathbf{X} = [0.79 \ 0.96 \ 0.13 \ 0.95 \ 0.22 \ 0.97 \ 0.77 \ 1.02 \ 0.65]^T$ .

Les paramètres non linéaire avant et après l'apprentissage du contrôleur ANFIS No.5 sont montrés dans la figure 4.27. Les paramètres linéaires dans le 4<sup>ème</sup> couche sont mis à jours par l'équation (4.20) et les paramètres non linéaires des fonctions d'appartenance sont ajustés selon (4.24), (4.25) et (4.26). Pour la variable « erreur »  $e$ , les centres des fonctions d'appartenance ( $c_i$ ) gardent ces valeurs après l'apprentissage mais les largeurs de ces fonctions changent légèrement, cela signifie que les deux paramètres  $a_i$  et  $b_i$  sont modifiés. Par contre, pour la deuxième entrée  $\Delta e$ , les paramètres  $a_i$  et  $b_i$  de ses fonctions d'appartenance sont complètement modifiés pour pouvoir corriger l'erreur à chaque pas de calcul.

La figure 4.28 montre comment les paramètres des ANFIS No.6 sont modifiés à travers le processus d'apprentissage hybride. Pour la variable erreur  $e$ , les paramètres des fonctions d'appartenance sont légèrement changés par rapport à la variable  $\Delta e$  dont leurs fonctions d'appartenance sont complètement changées. Le fait que les fonctions d'appartenance change légèrement signifie que nous disposons d'une bonne configuration initiale.

## 4.6 Résultats expérimentaux

La plateforme expérimentale a été élaborée au sein de l'Equipe de Recherche en Génie Electrique (ERGE) de l'INSA de Strasbourg. Lors de sa conception, nous avons été confrontés à plusieurs contraintes, notamment celles liées aux bruits de mesures et aux aspects de sécurité. Plusieurs étapes



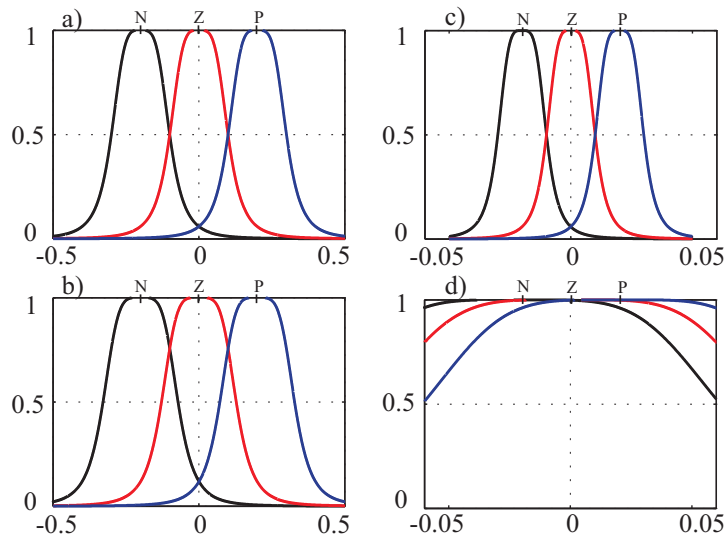


Figure 4.27 – Résultats de modification des paramètres de l'ANFIS : a) Fonctions d'appartenance de l'erreur  $e$  avant l'apprentissage ; b) Fonctions d'appartenance de l'erreur  $e$  après l'apprentissage ; c) Fonctions d'appartenance du changement de l'erreur  $\Delta e$  avant l'apprentissage ; d) Fonctions d'appartenance du changement de l'erreur  $\Delta e$  après l'apprentissage

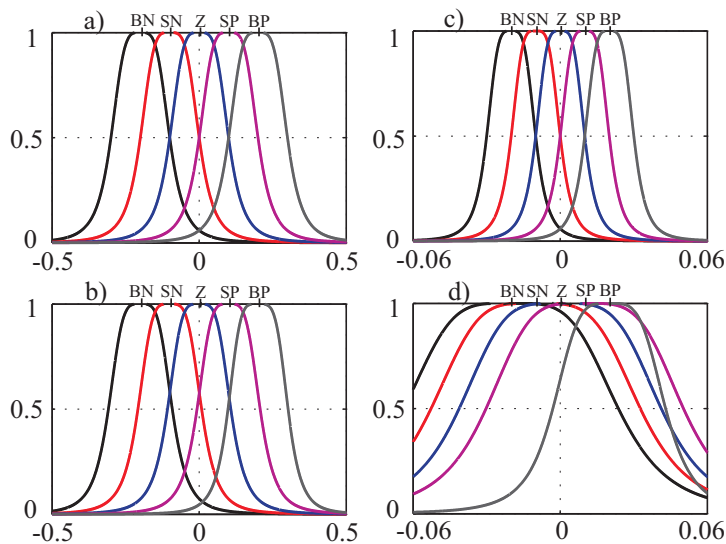


Figure 4.28 – Résultats de modification des paramètres de l'ANFIS : a) Fonctions d'appartenance de l'erreur  $e$  avant l'apprentissage ; b) Fonctions d'appartenance de l'erreur  $e$  après l'apprentissage ; c) Fonctions d'appartenance du changement de l'erreur  $\Delta e$  avant l'apprentissage ; d) Fonctions d'appartenance du changement de l'erreur  $\Delta e$  après l'apprentissage

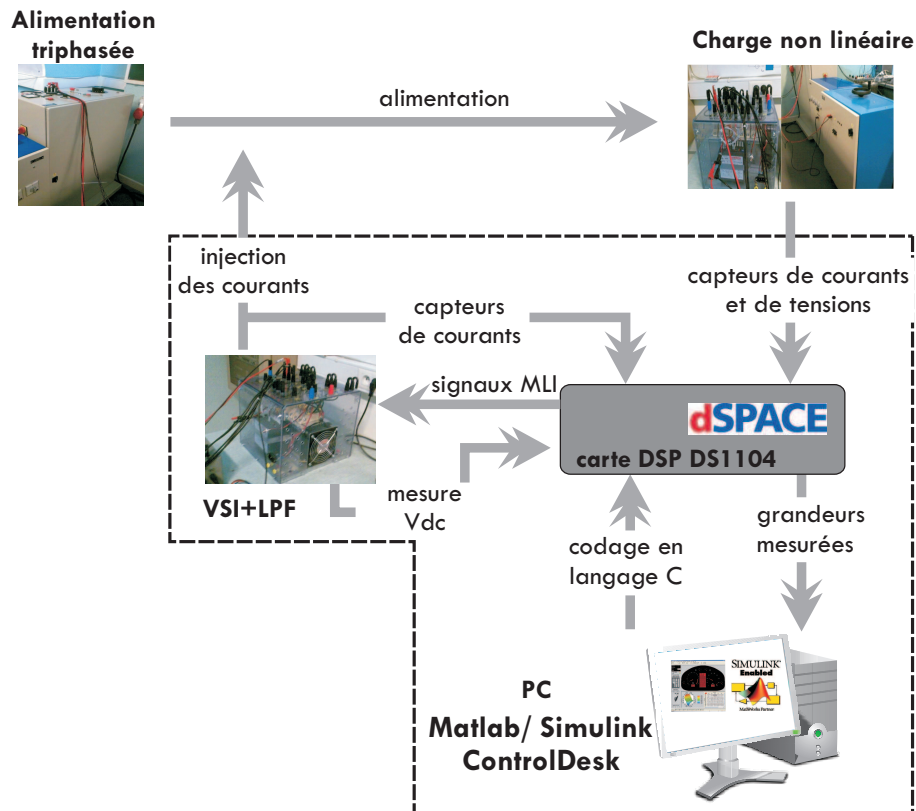


Figure 4.29 – Schéma de principe de la plateforme expérimentale

furent nécessaires jusqu'à sa finalisation et sa mise en route. La plateforme est constituée, comme pour le cas du modèle de simulation, de plusieurs parties comme le montre la figure 4.29 :

- un réseau électrique autonome avec une puissance variable,
- une charge non linéaire constituée d'un pont de Graetz qui alimente une charge composée d'une résistance  $R_{ch}$  en série avec une inductance  $L_{ch}$ ,
- un capteur pour la mesure des courants du réseau,
- un capteur pour la mesure des tensions du réseau et de la tension aux bornes de la capacité de stockage d'énergie,
- un onduleur de tension,
- une commande de l'onduleur,
- une source de stockage d'énergie (capacité),
- un filtre de sortie,
- un dispositif de contrôle commande/acquisition (dSPACE),
- une unité de traitement (micro-ordinateur).

#### 4.6.1 Evaluation de la commande neuronale en boucle ouverte

Cette étude expérimentale a été réalisée en boucle ouverte, c'est à dire que l'onduleur et le filtre de sortie ne sont pas raccordés au réseau électrique mais alimentent une charge résistive triphasée. Ce travail est effectué afin d'évaluer la performance de différentes approches de commande avant de restituer des courants de référence dans le réseau.

Les schémas de commande sont conçus sous Matlab/Simulink avec le temps d'échantillonnage  $T_e=5e-5s$ , en suite à l'aide d'une carte dSPACE DS1104, l'onduleur est contrôlé par 6 signaux de

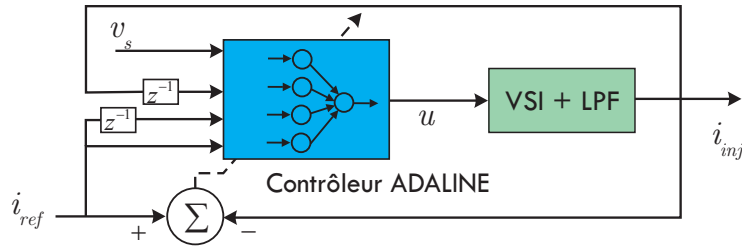


Figure 4.30 – Schéma de commande neuronale basé sur un réseau ADALINE

commande. Les courants d'injection seront mesurés par les capteurs interfacés à des entrées analogique/numérique de la carte dSPACE.

Un contrôleur PI et un contrôleur à résonance sont élaborés pour les essais. Les résultats obtenus avec ces deux approches sont comparés à ceux obtenus avec l'approche neuronale. Dans cette section, nous allons développer une variante de la commande neuronale basée sur le réseau de type ADALINE. En effet, pour un filtre de sortie du premier ordre, l'équation d'état du système sera présentée par (pour la phase  $a$ ) :

$$\frac{di_{inj-a}}{dt} = -\frac{r}{L} \cdot i_{inj-a} + \frac{1}{L} \cdot (v_{vsi-a} - v_{s-a}) \quad (4.30)$$

En considérant  $\frac{di_{inj-a}}{dt} = \frac{i_{inj-a}(k) - i_{inj-a}(k-1)}{T_e}$ , avec  $T_e$  le temps d'échantillonnage, l'expression (4.30) peut être réécrite par :

$$i_{inj-a}(k) \frac{L + T_e \cdot r}{T_e \cdot V_{dc}(k)} - i_{inj-a}(k-1) \frac{L}{T_e \cdot V_{dc}(k)} + v_{s-a}(k) \frac{1}{V_{dc}(k)} = \frac{u_a}{2} \quad (4.31)$$

L'équation (4.31) est obtenue en supposant que la tension  $v_{vsi-a}$  est résultat d'une relation linéaire  $K \cdot u_a$  avec  $K = \frac{V_{dc}}{2}$ . L'action de commande  $u_a$  est déterminée d'une part par le courant  $i_{inj-a}(k)$  et sa valeur précédente, d'autre part par les paramètres du filtre de sortie et la tension de source  $v_{s-a}$  ainsi que la tension continue au borne de l'onduleur.

Si nous remplaçons  $i_{inj-a}$  par  $i_{ref-a}$  et supposons qu'on connaisse parfaitement les autres paramètres dans l'équation (4.31), nous pouvons obtenir une bonne action de commande  $u_a$ . A partir de cette idée, nous proposons d'utiliser un RN de type ADALINE comme le montre la figure 4.30. Pour tenir compte de la dynamique du système,  $i_{inj-a}(k-1)$  est pris en compte et le vecteur d'entrée du contrôleur est alors défini par  $\mathbf{x} = [i_{ref-a}(k) \quad i_{ref-a}(k-1) \quad i_{inj-a}(k-1) \quad v_{s-a}]^T$ . L'erreur entre le courant  $i_{ref}$  et le courant  $i_{inj}$  est corrigée à travers le processus d'apprentissage. Quand l'erreur diminue vers une valeur acceptable, le contrôleur représente le modèle inverse adaptatif du système.

Comme les signaux d'entrée-sortie sont à haute fréquence, nous constatons qu'il faudra un grand coefficient d'apprentissage  $\alpha$  pour que les poids soient mis à jour de manière rapide. Avec un réseau ADALINE, un grand coefficient d'apprentissage est acceptable mais pour un réseau multicouche, il pose des problèmes de divergence.

Les courants de charge sont modifiés à l'instant  $t = 0.05$  s comme le montre la figure 4.31 a) pour tester la performance et la stabilité de ces contrôleurs dans le régime transitoire. La figure 4.31 b) montre les trois courants côté source pour la phase  $a$ . Il est à noter que les trois courants sont décalés pour une bonne visibilité. Nous pouvons remarquer que le courant obtenu avec un contrôleur basé sur le réseau ADALINE est plus sinusoïdal que les deux autres. Il révèle une bonne performance autant dans le régime à forte dynamique du courant que dans le régime à faible dynamique. En effet, dans le régime à

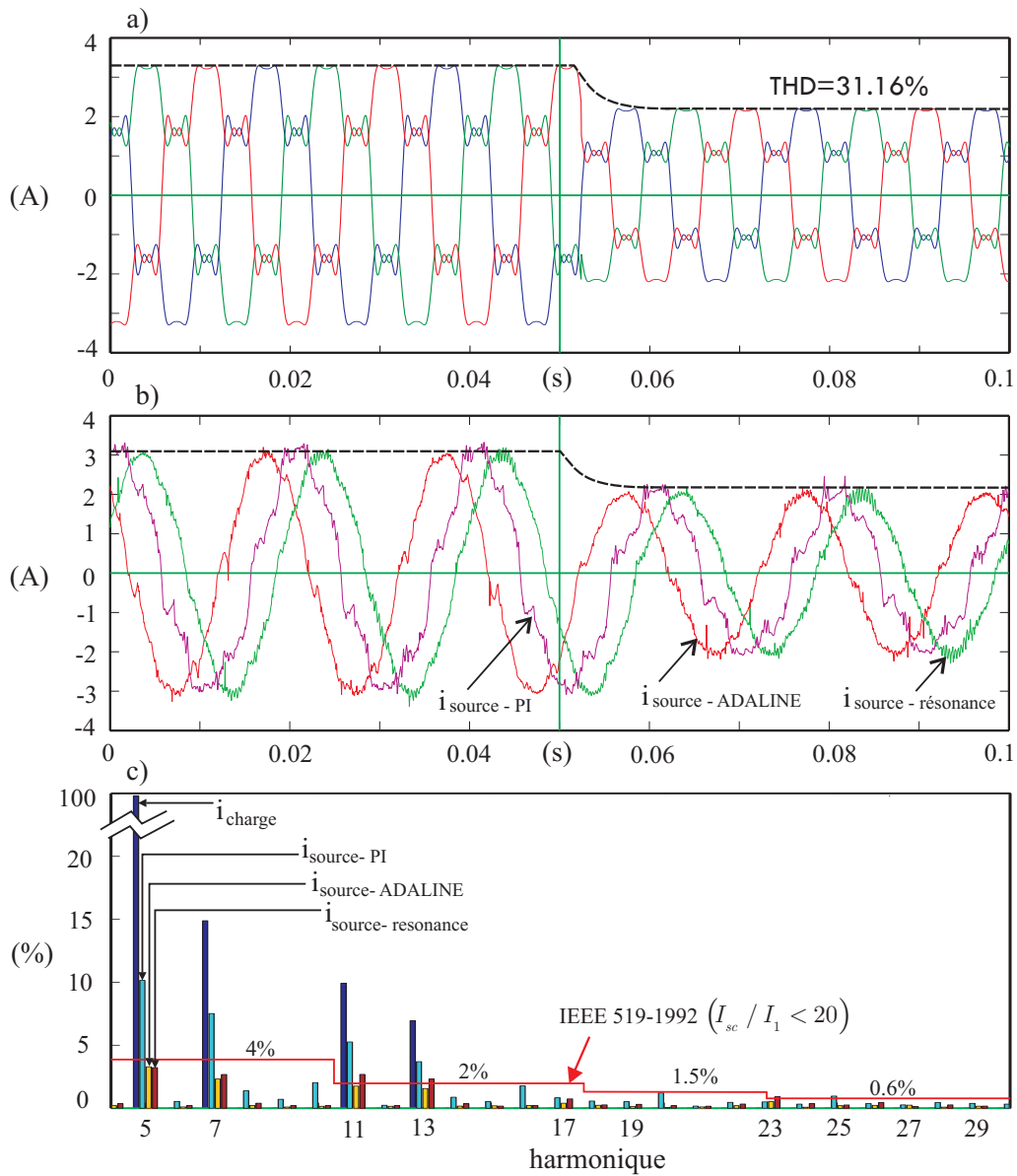


Figure 4.31 – Résultats obtenus avec un contrôleur neuronal de type ADALINE (expérimentation) : a) Courants de la charge non linéaire ; b) courants côté source ; c) spectres des courants

forte dynamique du courant, l'erreur entre la consigne (courant de référence) et le signal mesuré (courant d'injection) est grande, par conséquent une adaptation de poids doit être grande pour corriger cette erreur. Par contre, dans le régime à faible dynamique, l'erreur est faible et donc une petite valeur d'adaptation sera ajoutée aux poids du réseau ADALINE.

Dans les deux autres contrôleurs, les gains sont fixés constants tant dans le régime de forte dynamique que dans le régime de faible dynamique du courant. Pour rattraper le retard causé par l'inductance  $L$ , les gains doivent être fixés élevés et cela causera une grande oscillation quand le courant de référence change légèrement. Le correcteur PI ne donne pas un bon résultat de compensation. Le THD du courant obtenu côté source par ce contrôleur reste au delà de 10%, ce qui n'est pas acceptable selon la norme [46]. Il est possible de régler les gains  $K_p$  et  $K_i$  afin d'améliorer la performance mais il demandera toujours un réglage en permanence car les paramètres du LPF évoluent. C'est le même cas pour le correcteur à résonance. L'avantage du contrôleur neuronal est sa capacité à s'adapter et à corriger l'erreur par apprentissage même s'il faudra plus de temps de calcul au début pour atteindre le point de convergence.

La figure 4.31 c) montre le spectre du courant de charge et des courants compensés obtenus par les trois approches de contrôle. Nous voyons qu'avec le contrôleur neuronal, le courant fondamental respecte la norme IEEE 519-1992 tandis que les deux autres ne la satisfont pas, surtout dans le cas du correcteur PI.

Après avoir étudié la commande sur charge résistive avec les différentes méthodes, nous constatons que le correcteur PI ne fonctionne pas correctement en vue d'obtenir une compensation des courants harmoniques. Le correcteur à résonance donne un résultat acceptable mais cette stratégie dépend des paramètres du système. Pour cela, nous présentons dans la section suivante, des essais expérimentaux avec les différents contrôleurs neuronaux et neuro-flous pour le restitution des courants dans le réseau électrique.

### 4.6.2 Injection des courants de référence dans le réseau électrique

Dans cet essai, l'onduleur est connecté au réseau électrique par un filtre de sortie en **T** d'ordre 3. Les paramètres du filtre sont :  $r_1 = r_2 = 3 \Omega$ ,  $L_1 = 1 \text{ mH}$ ,  $L_2 = 1.5 \text{ mH}$ ,  $R_f = 3 \Omega$ ,  $C_f = 120 \mu\text{F}$ .

Le réseau électrique est caractérisé par les paramètres suivants : une puissance apparente de 0.5 kVA, une tension (phase-neutre) de 50 V, une fréquence de 50 Hz et un pont de diodes triphasé alimentant une résistance  $R_{ch} = 60 \Omega$ ,  $L_{ch} = 40 \text{ mH}$ .

La figure 4.32 montre les résultats obtenus par la commande basée sur le réseau ADALINE ayant deux entrées  $i_{ref}$  et  $i_{inj}$ . Les courants de la charge non linéaire ayant un THD= 27.5% sont montrés dans la figure 4.32 a).

La figure 4.32 b) montre les courants fondamentaux identifiés par la méthode des courants actifs neuronale. Nous constatons qu'il y a des petits creux à chaque changement d'une phase à l'autre. Ces creux, dus au temps mort de la commutation entre les deux phases (phénomène d'empiétement), sont présents dans la tension côté source et par conséquent, les courants identifiés prennent la même forme d'onde que la tension. Nous pouvons éliminer ces creux en utilisant la boucle à verrouillage de phase développée dans la section 3.1 pour estimer les composantes directes de la tension. Ces calculs supplémentaires limitent le temps d'échantillonnage et par conséquent la compensation est moins performante.

La figure 4.32 c) montre le courant de référence et le courant d'injection de la phase  $a$ . L'erreur entre ces deux courants est donnée dans la figure 4.32 d). Le contrôleur se révèle performant. L'erreur

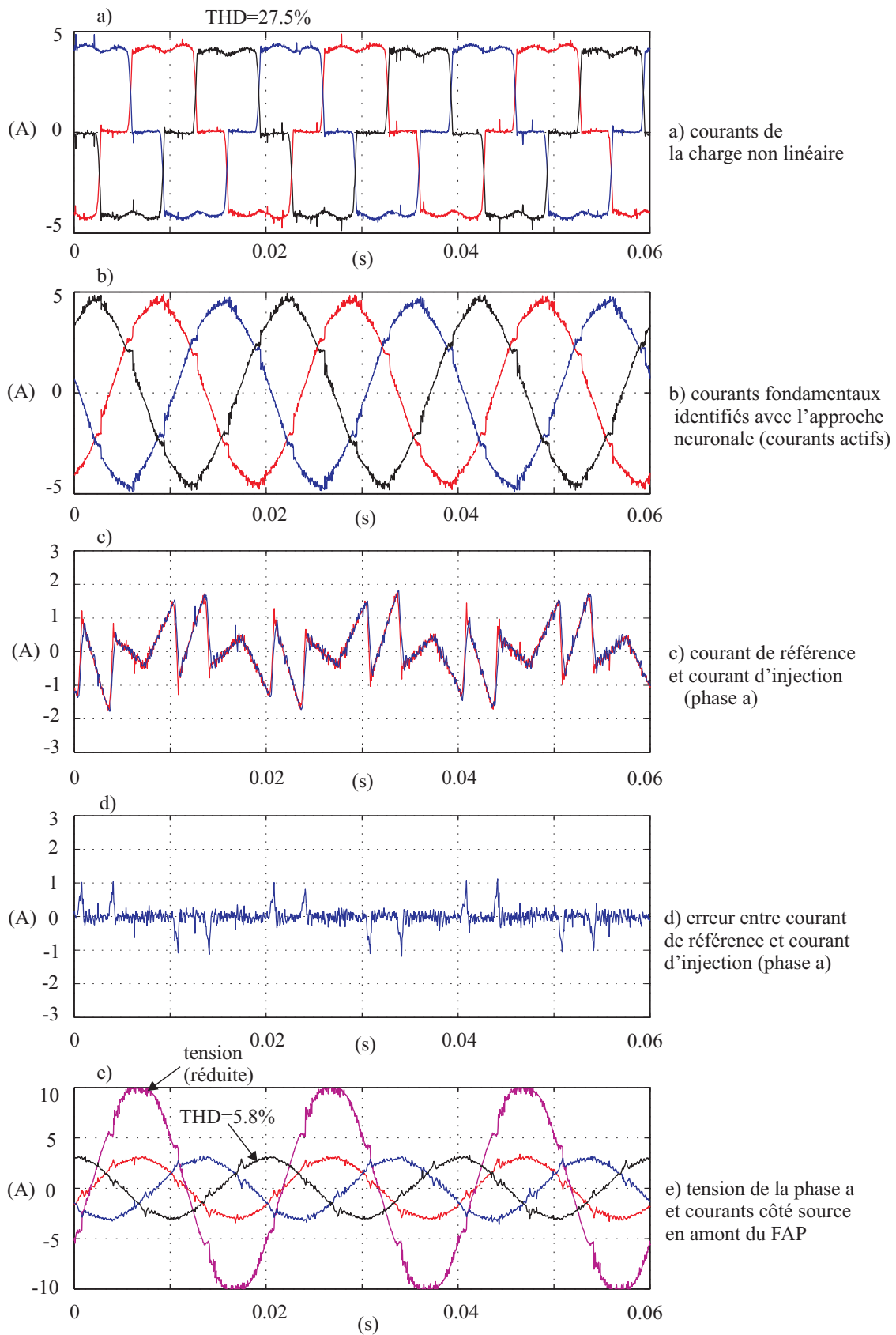


Figure 4.32 – Résultats obtenus avec un contrôleur neuronal de type ADALINE, charge triphasée équilibrée (expérimentation)

## 4.6 Résultats expérimentaux

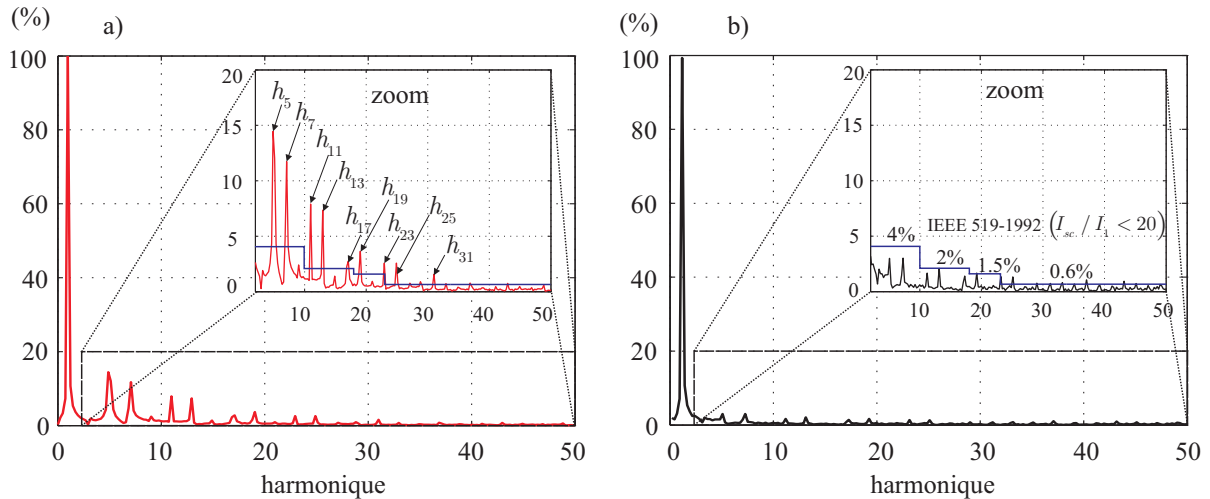


Figure 4.33 – Spectres fréquentiels des courants obtenus par le contrôleur ADALINE (expérimentation) : a) courant côté charge ; b) courant côté source

ne présente pas de composante fondamentale ni d'harmoniques 5 ou 7, etc. Par contre, il existe des pics correspondant au régime de forte dynamique de courant. L'élimination de ces pics peut se faire par une augmentation de la tension continue  $V_{dc}$ . Cela entraîne une élévation des pertes et ajoute des harmoniques à haute fréquence dans le courant en amont du FAP.

La figure 4.32 e) montre les courants côté source et la tension (phase  $a$ ). La partie non active de la puissance a été éliminée (la tension et le courant sont en phase), les courants côté source sont sinusoïdaux avec un THD de 5.8% au lieu de 27.5%.

La figure 4.33 montre les spectres des courants côté charge et côté source. A l'aide de la norme IEEE-519 [46], nous pouvons tracer une limite pour chaque harmonique. Il est à remarquer que le courant côté source ne satisfait pas strictement la norme imposée lorsqu'il y a des composantes à haute fréquence (supérieur à 20) qui apparaissent.

Pour améliorer la performance de la compensation, les réseaux de neurones du type Perceptron Multicouche ont été implémentés. En effet, la structure du contrôleur ADALINE a été modifiée en ajoutant une couche cachée avec un nombre de neurones  $n_{hid}$  variables. Avec les limitations de la carte dSPACE, nous ne pouvons pour l'instant que fixer  $n_{hid}$  à 1, 2 et 3 pour avoir un résultat comparatif avec d'autres approches. Les temps d'échantillonnage utilisés dans chaque approche sont montrés dans le tableau 4.13. Le contrôleur basé sur le réseau MLP tient compte de la non-linéarité du système grâce à la fonction d'activation de type tangente hyperbolique dans la couche cachée. Un plus grand nombre de paramètres à adapter conduit le contrôleur de type MLP à mettre plus de temps à converger. Les performances s'en trouvent cependant améliorées.

La figure 4.34 et la figure 4.35 présentent les résultats obtenus avec les contrôleurs neuronaux ayant le nombre de neurone dans la couche cachée  $n_{hid} = 1$  et  $n_{hid} = 2$  respectivement. Les pics de courants sont réduits voire éliminés. Selon le résultat obtenu, un contrôleur avec 2 neurones dans la couche cachée est un bon compromis entre le temps d'échantillonnage ( $T_e = 60 \mu s$ ) et l'objectif attendu (THD du courant après la compensation égal à 3.1%).

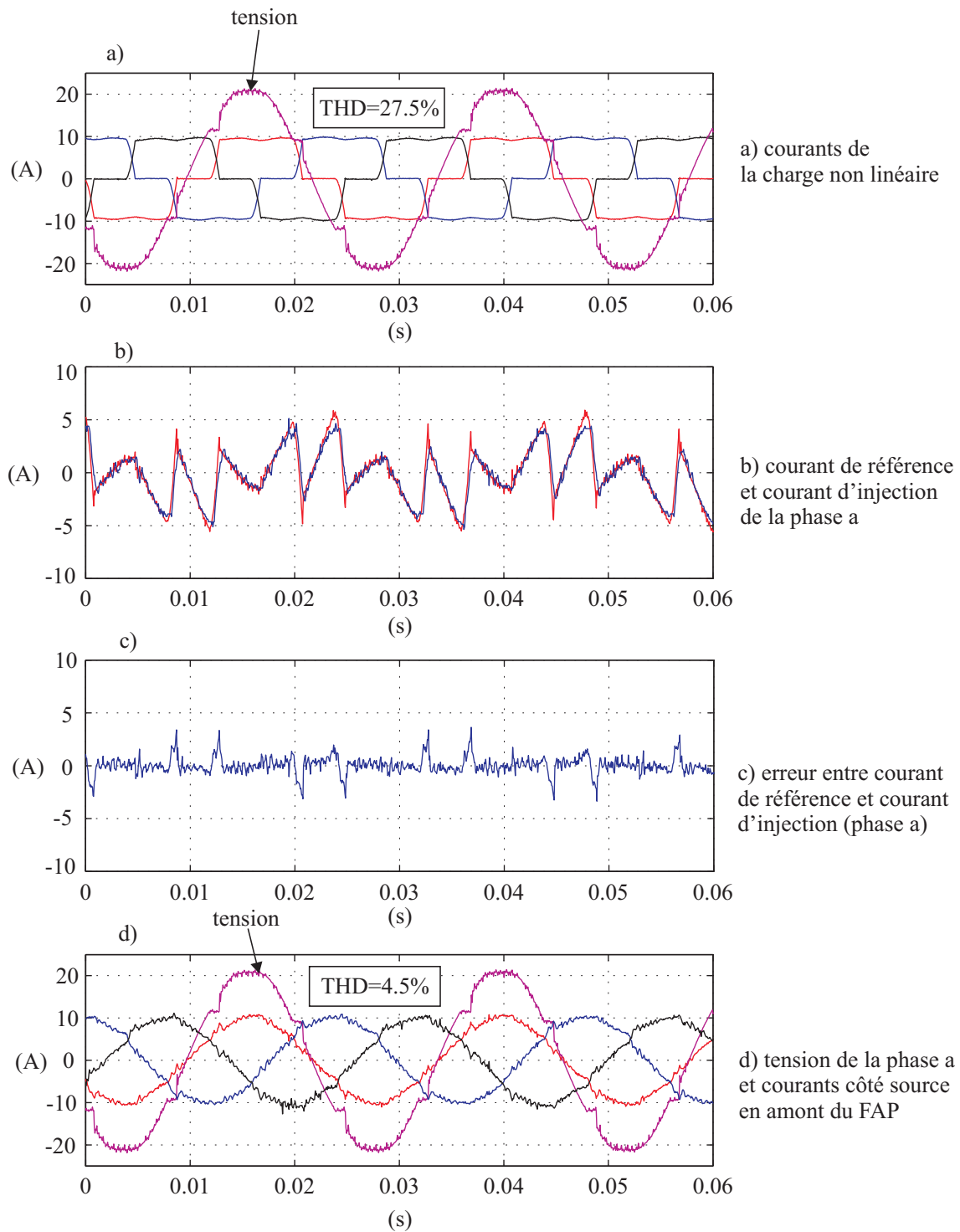


Figure 4.34 – Résultats obtenus avec un contrôleur neuronal de type MLP ( $n_{hid.} = 1$ ), charge triphasée équilibrée (expérimentation)



## 4.6 Résultats expérimentaux

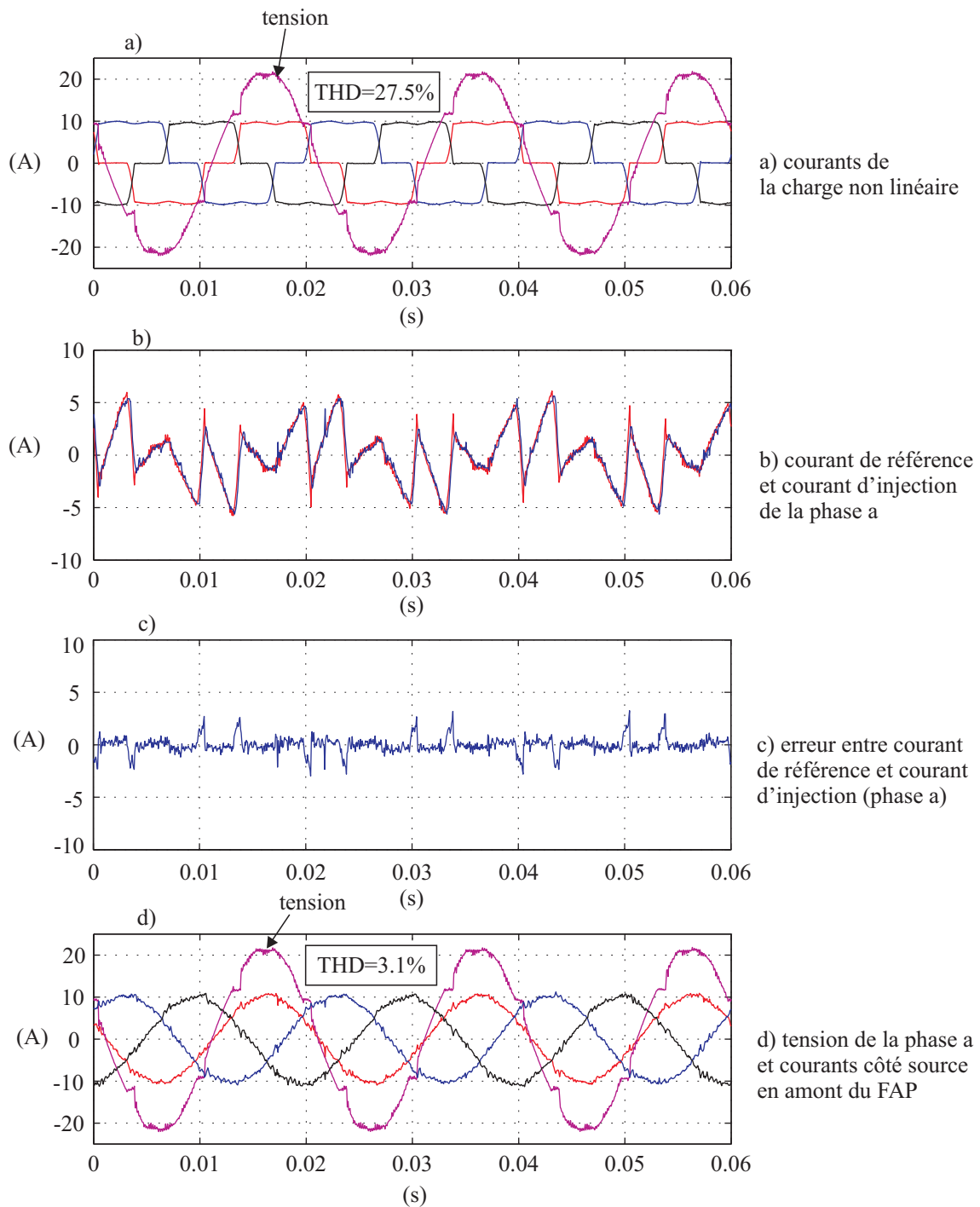


Figure 4.35 – Résultats obtenus avec un contrôleur neuronal de type MLP ( $n_{hid.} = 2$ ), charge triphasée équilibrée (expérimentation)

La figure 4.36 montre les résultats obtenus avec un changement de 20% de la charge et illustre la robustesse du contrôleur face à ce changement. Le contrôleur est robuste face à ce changement.

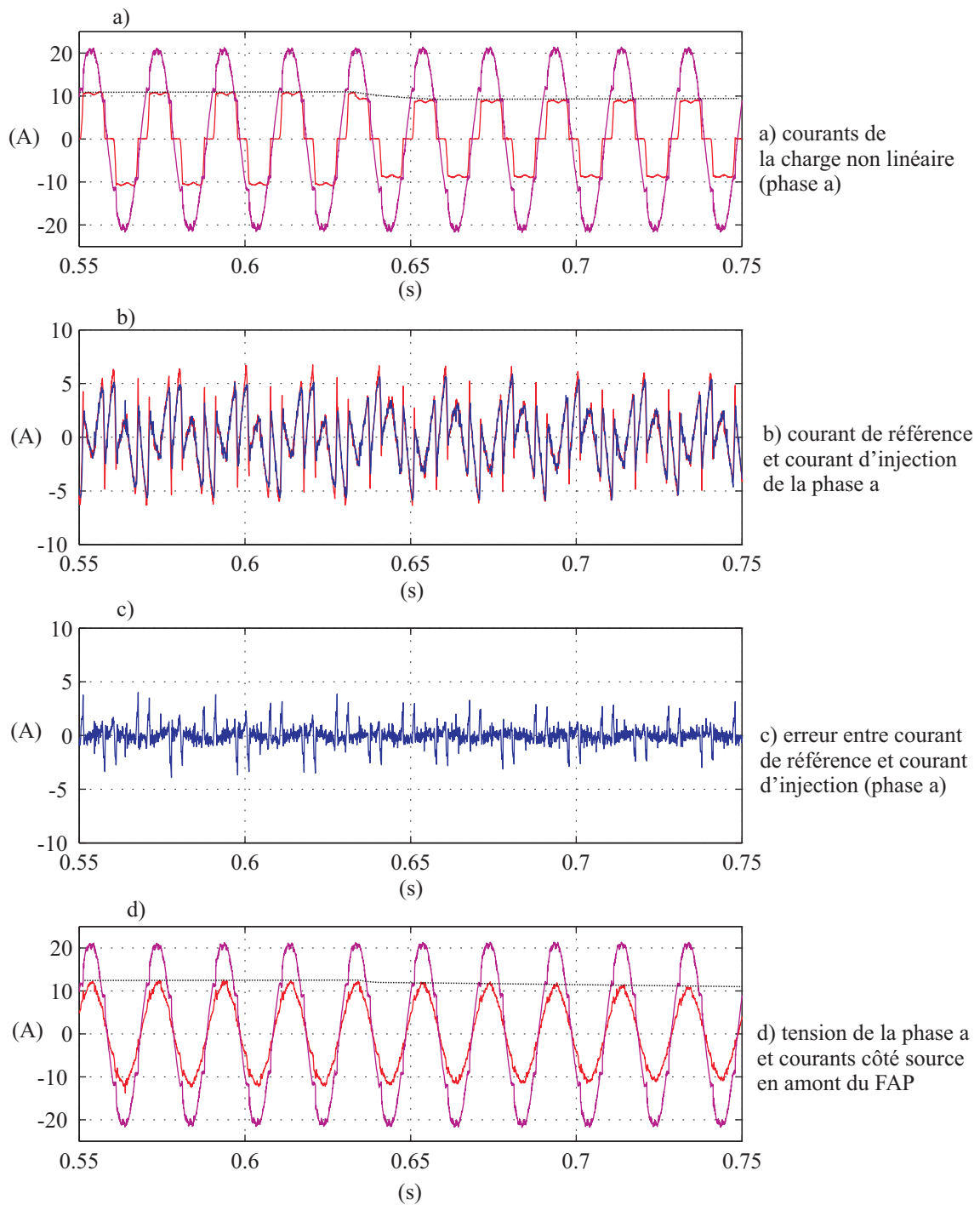


Figure 4.36 – Résultats obtenus avec un contrôleur neuronal MLP ( $n_{hid.} = 2$ ) charge triphasée avec changement (expérimentation)

## 4.6 Résultats expérimentaux

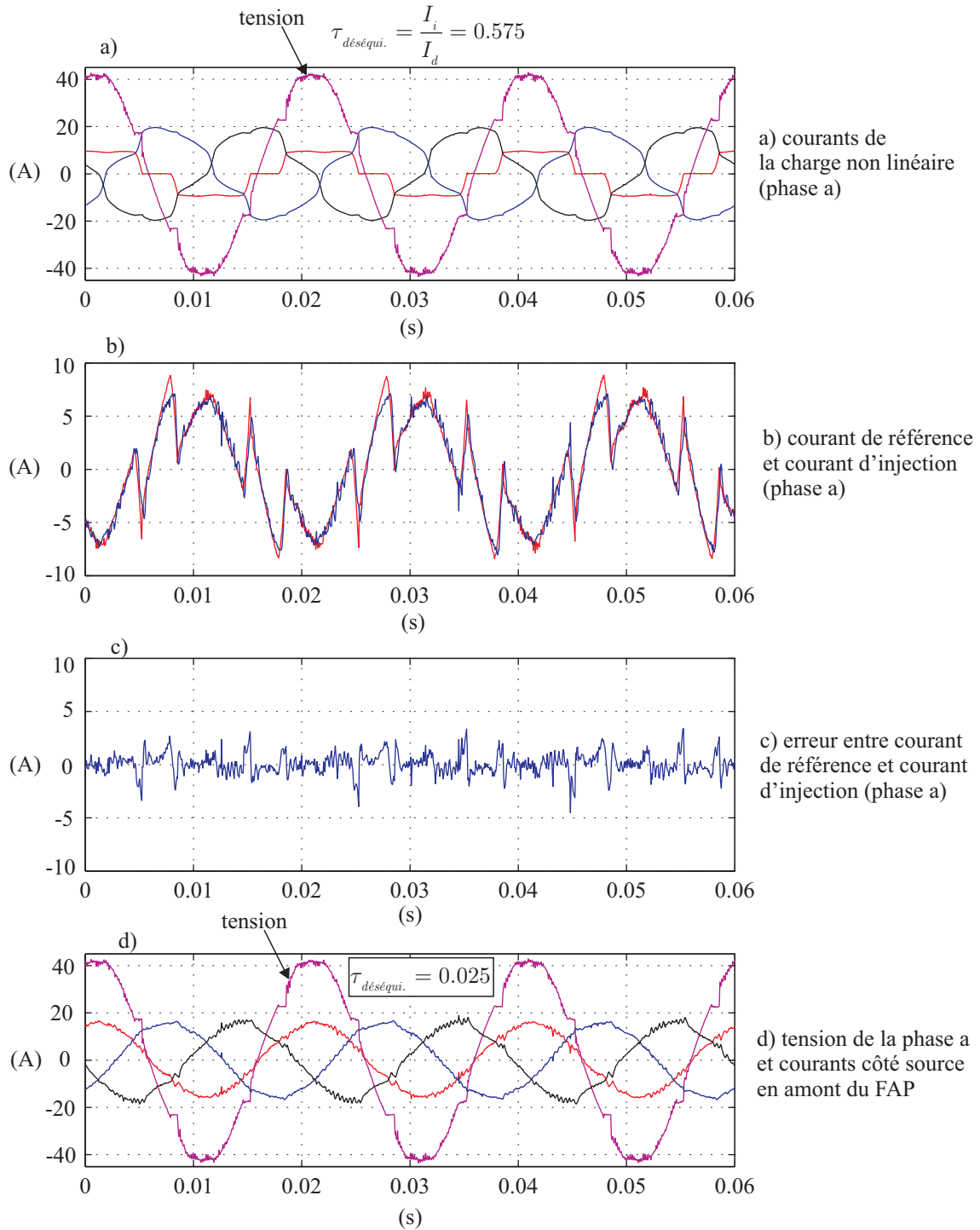


Figure 4.37 – Résultats obtenus avec un contrôleur neuronal MLP ( $n_{hid.} = 2$ ), charge triphasée déséquilibrée (expérimentation)

La figure 4.37 montre les résultats obtenus quand la charge non linéaire est déséquilibrée. Le taux de déséquilibre est déterminé par  $\tau_{dsqui.} = \frac{I_i}{I_d}$  avec  $I_i$  l'amplitude du courant fondamental inverse et  $I_d$  l'amplitude du courant fondamental direct. Selon la norme EN 50106 (voir le tableau 2.1), ce taux est fixé à moins de 3%. Avec la présence du déséquilibre, les courants de référence sur les 3 phases sont complètement différents. Cela rend la commande plus difficile que dans les conditions d'opération normale. Malgré la présence du déséquilibre, le contrôleur basé sur le RN fournit un résultat tout à fait

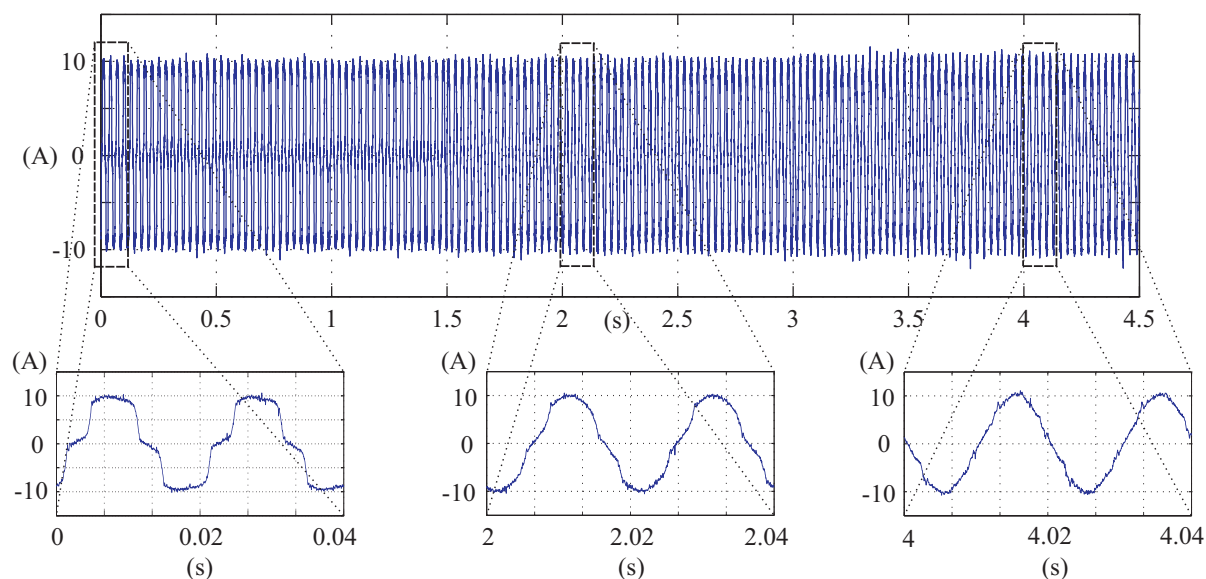


Figure 4.38 – Evolution du courant côté source obtenu avec le contrôleur neuronal MLP ( $n_{hid.} = 2$ ) (expérimentation)

acceptable. Les courants côté source sont devenus sinusoïdaux avec un taux de déséquilibre  $\tau_{déséqui.} = 2.5\%$ , c'est à dire que les harmoniques et le système inverse de courants ont été quasiment tous éliminés.

La figure 4.38 montre l'évolution de l'apprentissage du contrôleur neuronal. Au début de l'apprentissage, le courant côté source est similaire à celui côté charge car le courant d'injection est faible. Après un certain temps d'apprentissage (ici environ 2 s), le courant d'injection commence à suivre sa consigne (courant de référence) et par conséquent, le courant côté source devient plus sinusoïdal. Le contrôleur neuronal continue à corriger l'erreur entre  $i_{inj}$  et  $i_{ref}$ . A l'instant  $t = 4$  s, le courant côté source est quasi-sinusoïdal, c'est à dire que le contrôleur a corrigé l'erreur à une valeur acceptable. Le processus continuera en régime permanent. Le courant fondamental côté source représenté sur la figure 4.38 a été corrigé avec une valeur constante de  $\alpha = 1e-5$  (avec un temps d'échantillonnage  $T_e = 60 \mu s$ ). Pour réduire le temps de convergence de l'apprentissage, on peut utiliser un coefficient d'apprentissage  $\alpha$  important au début et qui baisse exponentiellement en fonction du temps.

Au final, un contrôleur ANFIS est également réalisé pour être comparé aux contrôleurs neuronaux. Nous avons retenu la structure la plus simple (figure 4.16) avec une seule entrée. On définit 3 variables P, Z et N pour l'entrée *erreur*, la fonction d'appartenance pour chaque variable est de type forme de cloche (voir section 4.5.2). Nous avons alors 9 paramètres non linéaires et 6 paramètres linéaires à déterminer par l'apprentissage hybride. Les paramètres linéaires sont initialisés de manière aléatoire tandis que les paramètres non linéaires sont initialisés par :

$$\mu_{(e,a_1,b_1,c_1)}^N = \frac{1}{1 + \left(\frac{e+0.1}{0.2}\right)^{2.2}}, \mu_{(e,a_1,b_1,c_1)}^Z = \frac{1}{1 + \left(\frac{e}{0.2}\right)^{2.2}}, \mu_{(e,a_1,b_1,c_1)}^P = \frac{1}{1 + \left(\frac{e-0.1}{0.2}\right)^{2.2}} \quad (4.32)$$

En observant la figure 4.39, nous constatons que les performances du contrôleur neuro-flou sont inférieures à celles du contrôleur neuronal. Le THD des courants côté source reste à 3.3% comparé à 3.1% obtenu avec le contrôleur neuronal. L'erreur entre  $i_{ref}$  et  $i_{inj}$  est plus grande (voir le tableau 4.13). Le courant fondamental côté source contient une petite ondulation liée aux composantes à haute fréquence est imputable au temps d'échantillonnage. En effet, avec 15 paramètres à déterminer, le contrôleur neuro-flou demande plus d'opérations mathématiques que le contrôleur neuronal ayant 2 neurones dans la

## 4.6 Résultats expérimentaux

Tableau 4.13 – Performances de différentes méthodes appliquées à la commande de courant dans un FAP (expérimentation)

phase	Charge équilibrée						Charge déséquilibrée						$\tau_{déséqui.}$
	Erreur (A)			THD (%)			Erreur (A)			THD(%)			
	a	b	c	a	b	c	a	b	c	a	b	c	
$i_L$				27.5	27.5	27.5				19.2	19.2	27.5	0.575
PI	0.82	0.83	0.82	9.8	9.7	9.8	non testé						
ADALINE	0.65	0.72	0.67	5.81	5.81	5.81	0.98	1.05	0.96	8.27	8.12	8.24	0.025
MLP ( $n_{hid.} = 1$ )	0.56	0.53	0.61	4.50	4.70	4.50	0.86	0.78	0.84	4.56	4.43	4.59	0.021
MLP ( $n_{hid.} = 2$ )	0.51	0.48	0.55	3.10	3.10	3.10	0.72	0.56	0.68	4.15	4.05	4.35	0.021
MLP ( $n_{hid.} = 3$ )	0.46	0.45	0.53	3.50	3.60	3.50	0.86	0.84	0.91	5.15	4.87	5.34	0.021
Logique Floue													
ANFIS 3 fonctions d'appartenance	0.73	0.68	0.75	3.3	3.3	3.3	1.05	0.99	1.07	6.54	6.20	6.32	0.035
PI : $T_e=4e-5s$ ; ADALINE : $T_e=5e-5s$ ; MLP ( $n_{hid.} = 1, 2$ ) : $T_e=6e-5s$ ; MLP ( $n_{hid.} = 3$ ) et ANFIS : $T_e=7e-5s$													

couche cachée<sup>C</sup>. Le temps d'échantillonnage utilisé ici est plus élevé que dans le cas du contrôleur neuronal précédemment ( $T_e = 70 \mu s$  contre  $T_e = 60 \mu s$ ). Ainsi, afin d'éviter les pics de courants dans le régime de forte dynamique, la tension continue  $V_{dc}$  au borne de l'onduleur doit être plus importante que précédemment et les paramètres du contrôleur neuro-flou doivent être modifiés de manière rapide (grand coefficient  $\alpha$ ). Cela se traduit par une ondulation de courant en régime permanent. Le temps d'apprentissage du contrôleur neuro-flou reste cependant plus faible qu'un contrôleur neuronal.

La figure 4.40 présente les résultats de la compensation avec le contrôleur ANFIS dans le cas où charge non linéaire est déséquilibrée. Le déséquilibre de courants ( $\tau_{dsqui.} = 0.575$ ) a été diminué à  $\tau_{dsqui.} = 0.035$ . Par contre, il reste toujours des harmoniques de courant à haute fréquence dus à une oscillation importante  $\delta i$ . C'est un point qui reste encore à améliorer car comme déjà mentionné, le problème est dû autant à la limite de calcul de la carte dSPACE qu'à la dissymétrie de l'allure des courants de référence sur les trois phases.

Le tableau 4.13 résume les résultats des différents contrôleurs développés. Nous avons deux types de charge (équilibré et déséquilibrée) avec l'erreur entre  $i_{ref}$  et  $i_{inj}$  et le THD pour chaque phase  $a$ ,  $b$  et  $c$ . Dans le cas du déséquilibre, on introduit en plus un taux de déséquilibre. Nous voyons que le contrôleur PI ne donne pas une bonne compensation en terme d'erreur et de THD du courant côté source. Le contrôleur basé sur l'ADALINE donne un résultat meilleur que le contrôleur PI mais le THD du courant côté source (dans les deux régimes de la charge) reste supérieur à 5%, cela ne satisfait pas la norme IEEE-519. Quand aux contrôleurs neuronaux, les trois configurations  $n_{hid.} = 1, 2, 3$  montrent une bonne performance en compensation, les THD du courant de chaque phase côté source dans les deux régimes de la charge restent inférieurs à 5%. Les harmoniques individuels restent également dans la norme. Les différences de courant sur chaque phase, principalement en régime déséquilibré sont mises en évidence par un taux de déséquilibre de courants après la compensation (0.021). Les performances du contrôleur ANFIS sont bonnes dans le cas de charges équilibrées mais restent à améliorer lorsqu'il y a un déséquilibre de charge entre les phases.

C. Le contrôleur neuro-flou à 1 entrée et 3 fonctions d'appartenance demande 14 opérations (3 fonctions Bell-shaped + 3 fonctions de normalisation avec 4 opérations + 3 sorties pour chaque règle contenant 6 opérations + 1 sortie du réseau) pour calculer la sortie et 15 paramètres à mettre à jours. Un RN de 4 entrées, une couche cachée de 2 neurones (non biaisés), 1 sortie a besoin totalement de 12 opérations (8 opération linéaires dans la première couche + 2 opérations non linéaires dans la couche cachée + 2 opérations linéaires dans la couche de sortie) et 10 poids à modifier

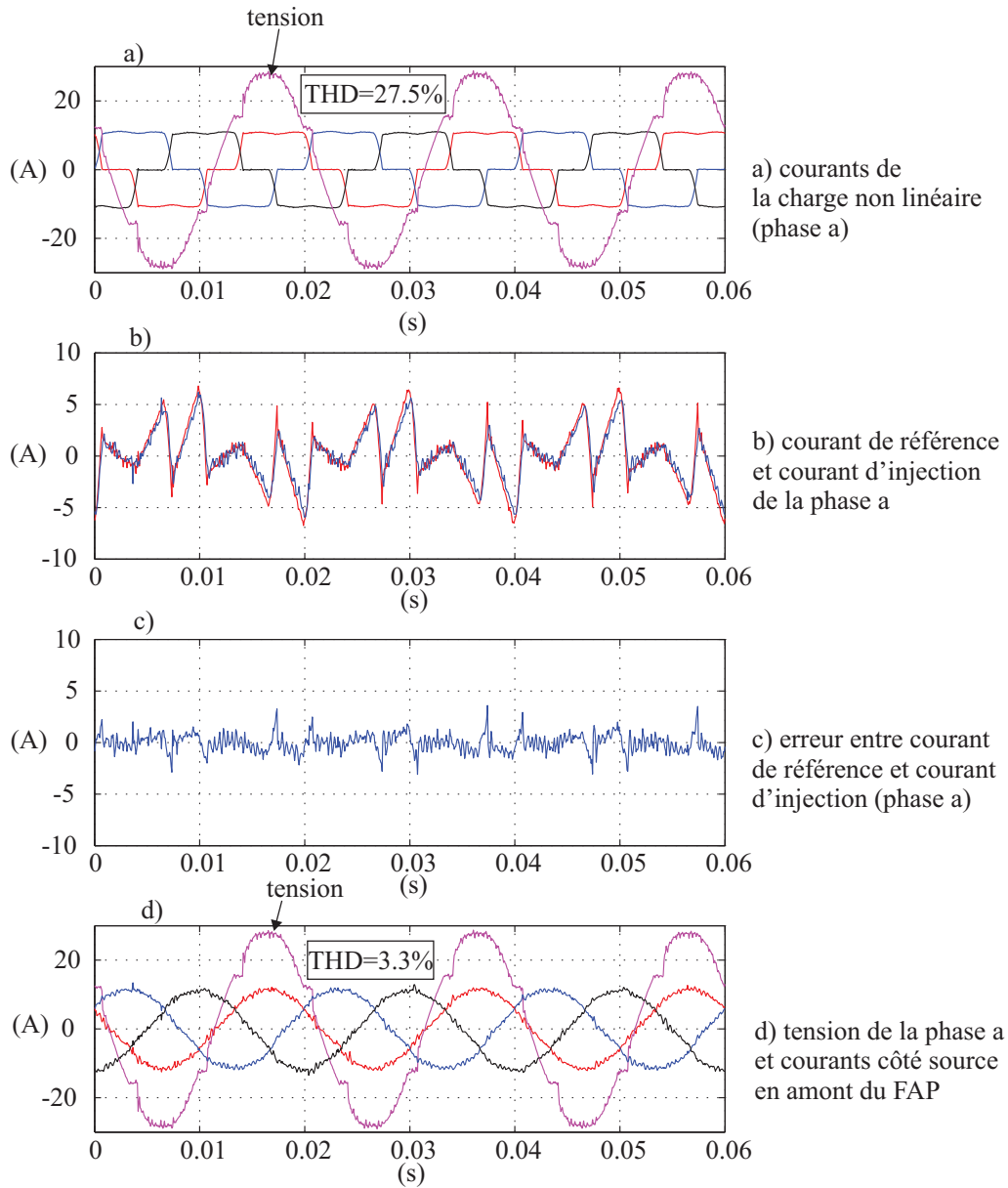


Figure 4.39 – Résultats obtenus avec un contrôleur ANFIS ayant 1 entrée (erreur), 3 fonctions d'appartenance et 3 règles (15 paramètres à modifier) (expérimentation)

## 4.6 Résultats expérimentaux

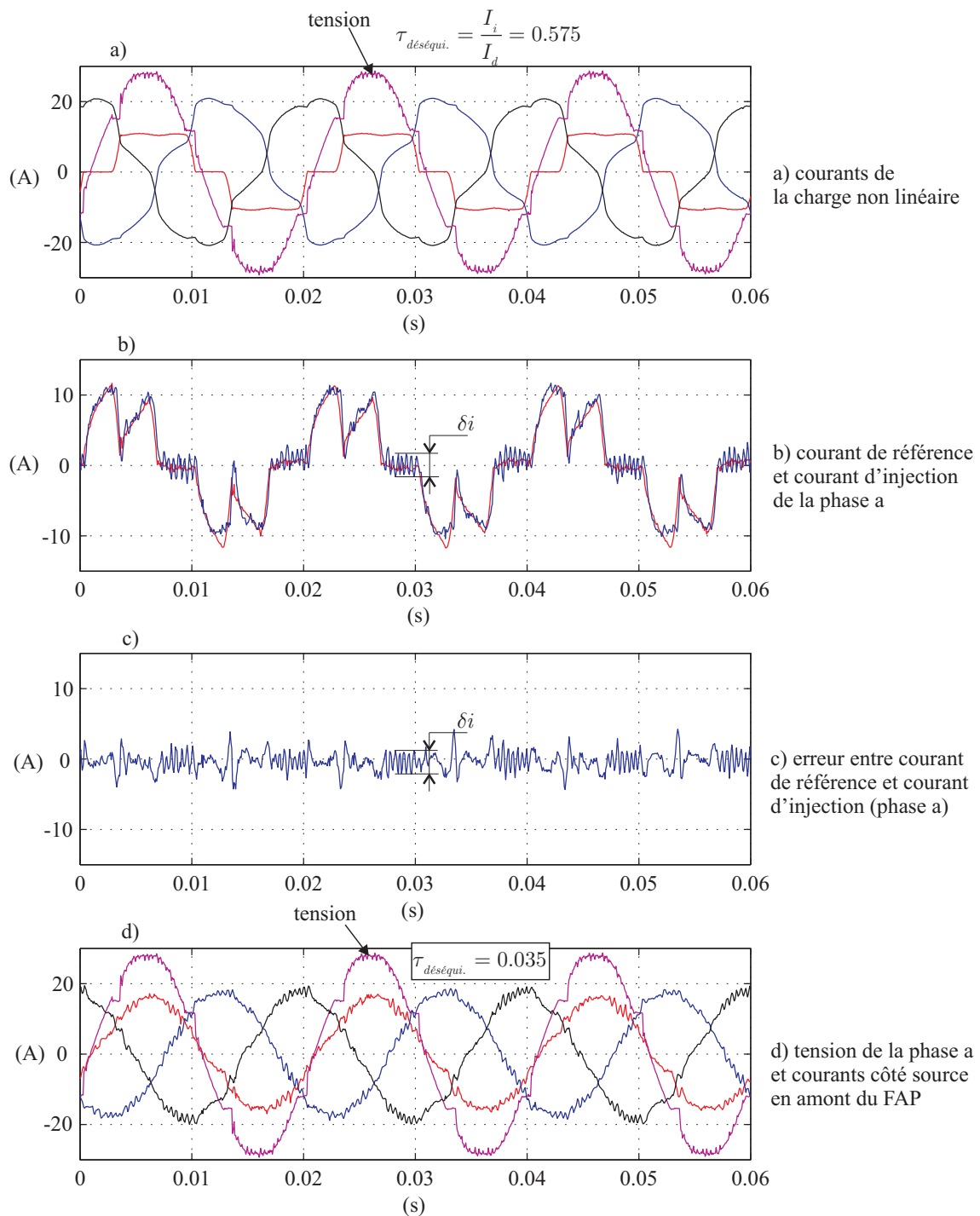


Figure 4.40 – Résultats(expérimentation) obtenus avec un contrôleur ANFIS ayant 1 entrée (erreur), 3 fonctions d'appartenance et 3 règles (15 paramètres à modifier), charge déséquilibrée

## 4.7 Conclusion

Dans ce chapitre, des approches pour la régulation de la tension continue ont été présentées. Des méthodes de commande classique (contrôleur PI, contrôleur à résonance) sont présentées en montrant des résultats de simulation et d'expérimentation. Ces contrôleurs facilitent la conception et fonctionnent correctement sous certaines hypothèses. Dans le cas du FAP, la précision de la commande de l'onduleur est cruciale et ces correcteurs ne répondent pas aux contraintes fixées.

C'est pourquoi les techniques de commande intelligente ont trouvé leur place au sein du filtre actif parallèle. Les résultats simulés et expérimentaux valident avec succès la théorie développée. Tous les contrôleurs avec leurs différentes configurations donnent de bonnes performances. Ils sont robustes et stables quand il y a des phénomènes transitoires ou des changements de la charge non linéaire. Le contrôleur neuronal a besoin d'un temps d'apprentissage non négligeable afin de converger vers la solution souhaitée. Le contrôleur ANFIS est plus rapide à converger mais il demande des connaissances a priori et un surcoût de charge de calculs. En raison du grand nombre de règles dans sa structure, les tests expérimentaux sur le contrôleur flou n'ont pas complètement abouti pour l'instant. Il est donc nécessaire de travailler sur l'optimisation des règles floues pour ne garder que les règles pertinentes.



# Commande intelligente d'actionneurs synchrones

**L**E MOTEUR Synchrones à Aimants Permanents est sans doute l'organe le plus performant pour actionner avec précision et rapidité des systèmes de production et des robots industriels grâce à une bonne puissance massique, un bon rapport couple sur inertie et un rendement élevé [128]. Il y a principalement deux principaux types de MSAP qui sont caractérisés par des Forces Contre Électromotrices (f.c.e.m) : sinusoïdales ou non-sinusoïdales. Dans des conditions idéales, les deux types de machines sont capables de donner un couple instantané parfaitement constant.

**Le Moteur Synchrones à Aimants Permanents (MSAP) à distribution sinusoïdale** Dans ce type de machine, la f.c.e.m et les courants statoriques doivent être sinusoïdaux pour donner un couple électromagnétique constant. Pour cela, les enroulements statoriques devraient être distribués d'une manière sinusoïdale au stator ou la composante radiale du champ magnétique varie également sinusoïdalement selon la position d'un point de l'entrefer de la machine. Le rotor du MSAP à champ sinusoïdal peut être conçu en utilisant soit des aimants montés en surface (5.1 b), soit des aimants enterrés (5.1 d). Pour obtenir un couple constant avec ce type de machine, il faudra satisfaire certaines conditions dont les principales sont : une bonne performance du correcteur de courant, un capteur de position à haute résolution pour une synchronisation instantanée entre les courants statoriques et les f.c.e.m. Le couple a des ondulations dont les origines sont multiples, une étude détaillée de ces causes est donnée dans [129].

### **Le MSAP à distribution non-sinusoïdale, cas particulier des machines à f.c.e.m trapézoïdales**

Cette famille de machines, connue encore sous le nom « *brushless DC motors (moteur à courant continu sans balais)* » [130], possède quelques caractéristiques remarquables par rapport aux machines à f.c.e.m sinusoïdales. Elles sont conçues pour développer des f.c.e.m trapézoïdales avec la largeur d'un plateau le plus large possible (au moins  $\frac{2\pi}{3}$  pour une machine triphasée). Dans cette catégorie, les enroulements statoriques sont des enroulements concentrés tandis que l'aimant est monté en surface du rotor. L'alimentation pour ce type de machine est beaucoup plus simple que pour une machine sinusoïdale car il suffit de commander le convertisseur pour créer des créneaux de courants dont la largeur est égale à celles de la f.c.e.m. Le capteur de position avec ce type de machine est aussi plus simple puisque il y a que six positions nécessaires par cycle électrique. On verra dans la section 5.3.2 que cette stratégie de commande des courants peut

donner un couple constant mais qu'elle n'est pas optimale en terme de puissance dissipée par effet Joule au stator.

Il y a deux approches possibles pour minimiser les ondulations du couple : à la conception de la machine et à la conception de la commande. Cependant, il y a diverses contributions pour les ondulations de couple :

**Le couple de détente** Ce couple est généré par l'interaction entre le champ magnétique rotorique et les dents statoriques (saillance). Par définition, le couple de détente existe alors même que la machine n'est pas alimentée.

**Le couple dû aux courants statoriques** Ce couple résulte de l'interaction entre les courants statoriques et le rotor. Pour les machines à pôles saillants, ce couple est décomposable en deux termes, un premier terme dû aux aimants et aux courants, sous la forme d'une somme de produit de courants par des dérivées des flux, et un deuxième terme dû à la saillance sous une forme faisant intervenir les carrés des courants statoriques. Dans ce travail seul le premier terme est considéré, mais des extensions sont possibles [131] [128][132].

Etant donné l'importance de la commande du couple d'un MSAP dans de nombreuses applications, un grand nombre de techniques a été proposé ces dernières années pour minimiser les ondulations indésirables du couple sur la machine. De manière globale, ces techniques peuvent être divisées en deux catégories. La première consiste à développer au niveau de la conception de la machine [129] [133] [134] [135] [136] pour atteindre le plus proche possible ses caractéristiques idéales quel que soit le type de machine (non-sinusoïdal ou sinusoïdal). Ces techniques ont été proposées pour résoudre les problèmes fondamentaux des pulsations du couple électromagnétique liées à la conception et ensuite modifier le design de manière optimale. La deuxième est basée sur des techniques de commande des courants d'excitation statoriques pour minimiser le couple électromagnétique d'une telle machine [137] [138] [139] [140] [141] [142] [143] [144]. Ces techniques sont basées sur la connaissance des paramètres de la machine. Ces paramètres sont obtenus soit par des mesures, soit par des approches d'observation et d'estimation.

Les commandes de ces machines électriques ou autres en général sont des systèmes complexes faisant intervenir des composantes matérielles et logicielles fortement imbriquées. Les auteurs dans [145] développent des systèmes de commande de machines électriques et apportent un éclairage concret sur les principales facettes technologiques de ces systèmes (processeurs, circuits spécialisés d'interfaçage, circuits logiques programmables, réseaux, langages, outils de développement).

### 5.1 Modélisation d'une machine synchrone

Dans l'objectif d'analyser principalement la stratégie d'alimentation des courants statoriques, nous ne détaillerons donc pas la description physique et la modélisation mathématique des actionneurs synchrones qui ont fait l'objet de chapitres détaillés [146] [147] dans [148] [149] et d'ouvrages spécialisés [131] [132] [150] [151]. Rappelons seulement l'essentiel des structures de ces machines :

- le stator est habituellement triphasé et est construit de façon à présenter des pôles lisses.
- c'est le rotor qui présente le plus de variantes : nous en considérerons deux principales :
- l'excitation peut être réalisée par un enroulement monophasé montré dans les 5.1 a) et c) ou par des aimants permanents ( voir les figure 5.1 b) et d), cas très fréquent en petite et moyenne puissance).
- le rotor peut être construit de façon à avoir des pôles lisses (entrefer constant, 5.1 a) et b)) ou des pôles saillants (entrefer variable, figure 5.1 c) et d))

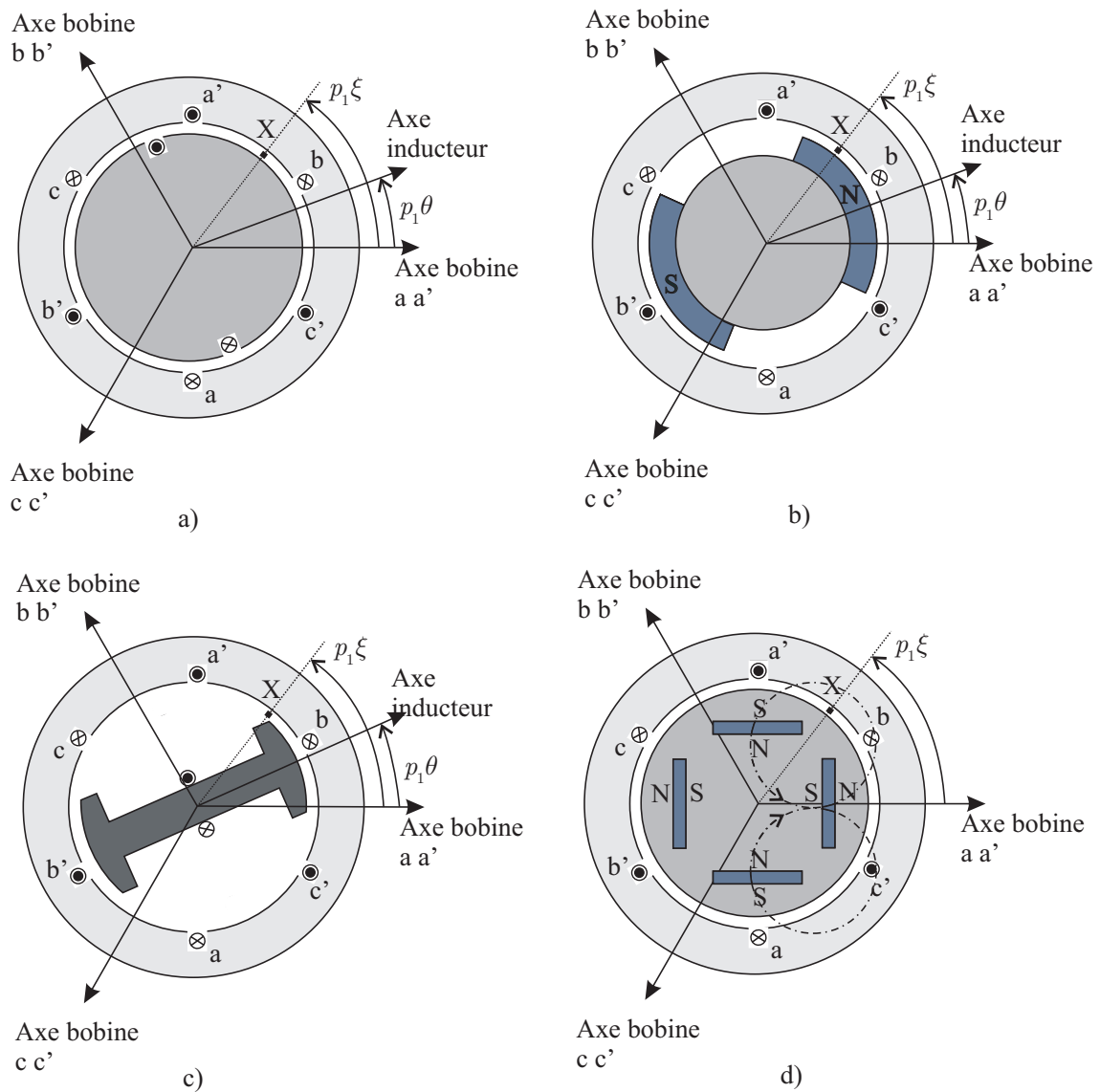


Figure 5.1 – Divers types de Machine Synchrone : a) à pôles lisses et excitation bobinée ; b) Machine synchrone à pôles lisses et excitation par aimant monté à la surface du rotor (l'aimant est supposé avoir la même perméabilité magnétique que l'air) ; c) Machine synchrone à pôles saillants et excitation bobinée ; d) Excitation par aimants enterrés dans le rotor

La modélisation classique de l'actionneur s'appuie sur les hypothèses de la machine bien construite au sens de Park. Nous les résumons ici :

- Hypothèse du «*premier harmonique*» : dans l'entrefer, le champ magnétique a une distribution sinusoïdale en fonction de la variable d'espace.
- Hypothèse de linéarité : les flux sont proportionnels aux courants qui les ont créés.
- Hypothèse de «*symétrie*» ou de «*circularité*» : les enroulements triphasés sont identiques et simplement décalés dans l'espace d'un angle électrique de  $\frac{2\pi}{3}$ .
- En fait il s'agit d'hypothèses *ad hoc* qui permettent d'écrire les modèles en alliant la simplicité à une bonne efficacité (ce sont des hypothèses classiques qui ont été légitimées par l'expérience de la communauté scientifique et industrielle) ; on néglige donc : saturation, effet de peau, courants de Foucault, etc. Des modèles plus avancés existent, mais ils sortent du cadre de cette thèse. L'essentiel de cet exposé sera consacré à des machines respectant ces hypothèses. Nous donnerons cependant des extensions aux machines «*non-sinusoïdale*», en particulier «*trapézoïdale*».

Dans ces conditions, les variables électriques ou magnétiques «*naturelles*» (courants, tensions, flux) sont triphasées au stator et monophasées au rotor (excitation).

### 5.1.1 Modèle physique de l'actionneur synchrone

Avec ces hypothèses et ces notations, la machine est, physiquement, complètement modélisée avec les équations présentées dans cette section. Nous commençons par les équations aux flux :

$$\Psi_3 = \mathbf{L}_{ss}(\theta) \cdot \mathbf{i}_3 + \mathbf{M}_{sf}(\theta) \cdot i_f \quad (5.1)$$

$$\Psi_f = \mathbf{M}_{fs}(\theta) \cdot \mathbf{i}_3 + L_f \cdot i_f \quad (5.2)$$

Ces équations sont les plus fondamentales. Nous supposons connus les paramètres constants (inductances propres et mutuelles) comme  $M_0$ ,  $L_f$  et ceux qui interviennent dans les matrices des inductances. Celles-ci ont pour expressions :

$$\mathbf{L}_{ss}(\theta) = \mathbf{L}_{ss0} + \mathbf{L}_{ss2}(\theta) \quad (5.3)$$

où  $\mathbf{L}_{ss0}$  représente la partie constante et  $\mathbf{L}_{ss2}(\theta)$  la partie variable, celle-ci étant due à la présence d'un terme  $L_{s2}$  qui décrit l'effet de la saillance (variation de l'entrefer) :

$$\mathbf{L}_{ss0} = \begin{pmatrix} L_{s0} & M_{s0} & M_{s0} \\ M_{s0} & L_{s0} & M_{s0} \\ M_{s0} & M_{s0} & L_{s0} \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{L}_{ss2}(\theta) = L_{s2} \cdot \begin{bmatrix} \cos(2p_1\theta) & \cos(2p_1\theta - 2\pi/3) & \cos(2p_1\theta + 2\pi/3) \\ \cos(2p_1\theta - 2\pi/3) & \cos(2p_1\theta + 2\pi/3) & \cos(2p_1\theta) \\ \cos(2p_1\theta + 2\pi/3) & \cos(2p_1\theta) & \cos(2p_1\theta - 2\pi/3) \end{bmatrix} \quad (5.4)$$

Pour une machine à pôles lisses, comme nous l'avons vu, le terme de saillance disparaît et il suffit de poser  $L_{s2} = 0$ . Enfin  $\mathbf{M}_{sf}(\theta)$  a l'expression suivante, que nous donnons aussi sous une deuxième forme «*factorisée*» pour donner un exemple d'écriture compacte :

$$\mathbf{M}_{sf}(\theta) = M_{f0} \cdot \begin{bmatrix} \cos(p_1\theta) \\ \cos(p_1\theta - 2\pi/3) \\ \cos(p_1\theta + 2\pi/3) \end{bmatrix} = M_{f0} \cdot \mathbf{C}_{32} \cdot \mathbf{P}(p_1 \cdot \theta) \cdot \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} \quad (5.5)$$

Puis nous écrivons les équations aux tensions :

$$\mathbf{v}_3 = R_s \cdot \mathbf{i}_3 + \frac{d\Psi_3}{dt} \quad (5.6)$$

## 5.1 Modélisation d'une machine synchrone

$$v_f = R_f \cdot i_f + \frac{d\Psi_f}{dt} \quad (5.7)$$

où les résistances  $R_s$  des enroulements des phases statoriques sont, par hypothèse, supposée toutes identiques ;  $R_f$  est la résistance de l'enroulement d'excitation. Les résistances sont toutes supposées constantes.

Les dernières équations à considérer sont relatives au couple. Les auteurs dans [148] [146] ont montré que la détermination du couple électromagnétique passe par la détermination préliminaire de la coénergie magnétique ; celle-ci a pour expression :

$$W_{cm} = \int_{(0)}^{i_{s3}, i_f} \Psi_3^t \cdot d\mathbf{i}_3 + \Psi_f \cdot di_f \quad (5.8)$$

$$W_{cm} = \int_{(0)}^{(i_{s3}), i_f} \mathbf{i}_3^t \cdot (\mathbf{L}_{ss})^t \cdot d\mathbf{i}_3 + \left( \begin{array}{l} i_f \cdot \mathbf{M}_{sf}(\theta)^t \cdot d\mathbf{i}_3 \\ + \mathbf{M}_{sf}(\theta)^t \cdot \mathbf{i}_3 \cdot di_f \end{array} \right) + L_f \cdot i_f \cdot di_f \quad (5.9)$$

d'où :

$$W_{cm} = \frac{1}{2} \mathbf{i}_3^t \cdot \mathbf{L}_{ss}(\theta)^t \cdot \mathbf{i}_3 + i_f \cdot \mathbf{M}_{sf}(\theta)^t \cdot \mathbf{i}_3 + \frac{1}{2} \cdot L_f \cdot i_f^2 \quad (5.10)$$

Nous en déduisons une expression générale du couple électromagnétique (on observera bien que le résultat est un scalaire) :

$$C_{em} = \left. \frac{\partial W_{cm}}{\partial \theta} \right|_{\mathbf{i}_3 = \text{cste}} = \frac{1}{2} \mathbf{i}_3^t \cdot \left( \frac{\partial \mathbf{L}_{ss}(\theta)}{\partial \theta} \right)^t \cdot \mathbf{i}_3 + i_f \cdot \left( \frac{\partial \mathbf{M}_{sf}(\theta)}{\partial \theta} \right)^t \cdot \mathbf{i}_3 \quad (5.11)$$

Nous voyons que l'expression (5.11) contient deux termes très distincts :

- Le premier terme décrit l'effet de la saillance. Il peut être le seul à exister dans le cas des « *actionneurs synchrones réductants* » qui n'ont pas d'excitation mais une forte saillance [152]. Il est nul dans le cas des machines à pôles lisses. Il contribue au couple, souvent de façon secondaire, dans les actionneurs synchrones à pôles saillants.
- Le second existe pour tous les actionneurs excités (par bobinage ou par aimants), et il est alors souvent le terme dominant. C'est pour cela que le bobinage d'excitation est classiquement appelé « *inducteur* ».
- Ce modèle ignore le couple de détente  $C_d$  (dû à l'interaction des dents du stator et des aimants du rotor) comme il est habituel, mais dans la section 5.2, nous présenterons des méthodes générales de synthèse qui peuvent le prendre en compte.

### 5.1.2 Problématique

Dans le chapitre 3 sur le filtrage nous avons estimés les courants actifs optimaux qui transmettent la puissance instantanée absorbée par la charge tout en minimisant les pertes par effet Joule ce qui permettrait de compenser les harmoniques de courant appelés à la source. Notre connaissance du fonctionnement de l'actionneur synchrone nous a conduits à trouver des similitudes entre le problème de sa commande et celle de la commande du FAP :

- Dans les deux problèmes, il y a autopilotage des courants, l'un sur la position de l'arbre du moteur, l'autre sur la phase instantanée de la tension du réseau.

- Pour le réseau triphasé il s'agit de transmettre une puissance  $p$  instantanée constante qui peut s'écrire comme le résultat d'un produit scalaire entre un vecteur de tension  $\mathbf{v}$  et un vecteur de courant  $\mathbf{i}$ . Il faut aussi minimiser une puissance « réactive »  $q$ , qui peut s'écrire comme le résultat du produit vectoriel entre  $\mathbf{v}$  et  $\mathbf{i}$ . La solution optimale donne dans certaines conditions (avec homopolaire) un vecteur de courant colinéaire avec le vecteur de tension. Pour le moteur le problème consiste à développer un couple électromagnétique constant tout en minimisant les pertes absorbées par effet Joule. La solution optimale est dans certaines conditions (avec homopolaire) un vecteur de courant colinéaire avec le vecteur des f.c.e.m  $\mathbf{e}_{nf}$ .

Ces deux remarques nous ont motivé pour chercher plus loin les ressemblances et adapter les résultats obtenus dans le domaine du filtrage actif au domaine de la commande d'axe de moteur synchrone. Dans la suite de ce chapitre nous allons chercher à établir les courants d'alimentation statoriques optimaux selon différents critères (pertes par effet Joule minimale avec ou sans composante homopolaire de courant). Nous testerons en simulation et en expérimentation sur un banc expérimental certaines des solutions trouvées.

## 5.2 Différentes méthodes de calcul des courants statoriques

### 5.2.1 Première approche : cherchons une solution au problème de l'alimentation statorique

Le couple produit dans une machine électrique est exprimé par :

$$C = \left( \frac{\partial W}{\partial \theta} \right)_{i=const.} = \sum_{i=1}^n i_i \cdot \frac{\partial \psi_i}{\partial \theta} + \frac{1}{2} \cdot \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \frac{\partial L_{ij}}{\partial \theta} \cdot i_i \cdot i_j + \frac{\partial W_d}{\partial \theta} \quad (5.12)$$

Dans le cas d'une machine synchrone à aimant permanent et à pôles lisses, le deuxième terme est nul, donc le couple électromagnétique total est la somme du couple produit par les courants statoriques et du couple de détente :

$$C_{total} = C_{stat} + C_d \quad (5.13)$$

Le nom  $C_{stat}$  représente le couple électromagnétique de l'interaction entre les courants statoriques (ou rotoriques) avec le champs magnétique rotorique (ou statorique) et qui vaut :

$$C_{stat} = \sum_{i=1}^n i_i \cdot \frac{\partial \psi_{if}}{\partial \theta} = \sum_{i=1}^n i_i \cdot \frac{e_{if}}{\Omega} \quad (5.14)$$

$$C_d = \frac{\partial W_d}{\partial \theta} \quad (5.15)$$

Le couple de détente résulte de l'interaction entre le rotor et le stator non alimenté (surtout les dents qui produisent un effet de réductance variable). Par nature le couple de détente ne peut pas être modifié (sauf au niveau de la conception du moteur).

## 5.2 Différentes méthodes de calcul des courants statoriques

Pour une machine équilibrée, les f.c.e.m s'écrivent dans le cas le plus général :

$$\begin{aligned}
 e_{1f} &= e_{1f}(p_1 \cdot \theta) = \sum_{k=1}^{\infty} a_k \cos(k \cdot p_1 \cdot \theta) + b_k \sin(k \cdot p_1 \cdot \theta) \\
 e_{2f} &= e_{2f}(p_1 \cdot \theta) = e_{1f}(p_1 \cdot (\theta - \alpha)) = \sum_{k=1}^{\infty} a_k \cos(k \cdot p_1 \cdot (\theta - \alpha)) + b_k \sin(k \cdot p_1 \cdot (\theta - \alpha)) \\
 e_{nf} &= e_{nf}(p_1 \cdot \theta) = e_{1f}(p_1 \cdot (\theta - (n-1)\alpha)) = \sum_{k=1}^{\infty} \left\{ \begin{array}{l} a_k \cos(k \cdot p_1 \cdot (\theta - (n-1)\alpha)) + \\ + b_k \sin(k \cdot p_1 \cdot (\theta - (n-1)\alpha)) \end{array} \right\}
 \end{aligned} \tag{5.16}$$

Où  $\alpha = \frac{2\pi}{p_1 \cdot n}$ ,  $n$  le nombre de phases.

Alimenter correctement la machine revient à choisir le courant  $i_i$  pour chaque phase d'indice  $i$  tel que le couple électromagnétique total soit celui qui est désiré, soit  $C_{em-1-des}$ . L'équation à résoudre est donc :

$$C_{em-1-des} = \sum_{i=1}^n i_i \cdot \frac{e_{if}}{\Omega} + C_d \tag{5.17}$$

Imaginons une alimentation statorique telle que (présentée dans [138] [153]) :

$$\mathbf{i} = A(\theta) \cdot \mathbf{S}, \tag{5.18}$$

avec

$$\mathbf{S} = [\sin p_1 \theta \quad \sin(p_1(\theta - \alpha)) \quad \cdots \quad \sin(p_1(\theta - (n-1)\alpha))]^T \tag{5.19}$$

Nous obtenons donc :

$$C_{stat} = A(\theta) \cdot \sum_{i=1}^n \frac{e_{if} \cdot (p_1 \cdot \theta - (i-1) \cdot \alpha) \cdot \sin[p_1 \cdot (\theta - (i-1) \cdot \alpha)]}{\Omega} \tag{5.20}$$

Et le couple électromagnétique total de la machine s'écrit :

$$C_{total} = A(\theta) \cdot \sum_{i=1}^n \frac{e_{if} \cdot (p_1 \cdot \theta) \cdot \sin[p_1 \cdot (\theta - (i-1) \cdot \alpha)]}{\Omega} + C_d(\theta) \tag{5.21}$$

Le couple total est égal au couple désiré si et seulement si :

$$A(\theta) = \frac{(C_{em-1-des} - C_d(\theta)) \cdot \Omega}{\sum_{i=1}^n e_{if}(p_1 \cdot \theta) \cdot \sin[p_1 \cdot (\theta - (i-1) \cdot \alpha)]} \tag{5.22}$$

$$\mathbf{i}_{opt-0} = \frac{(C_{em-1-des} - C_d(\theta)) \cdot \Omega}{\mathbf{e}_{nf}^T \cdot \mathbf{S}} \cdot \mathbf{S} \tag{5.23}$$

où

$$\mathbf{e}_{nf} = [e_{1f} \quad e_{2f} \quad \cdots \quad e_{nf}]^T \tag{5.24}$$

Alimenter la machine avec ces courants produit le couple désiré et compense le couple de détente. On verra par la suite qu'il y a une infinité de solutions répondant au problème et que cette solution est optimale lorsque  $e_{if}(p_1 \cdot \theta) = E\sqrt{2} \cdot \sin[p_1 \cdot (\theta - (i-1) \cdot \alpha)]$ .

## 5.2.2 Deuxième approche : optimisation des pertes par effet Joule sans contrainte sur le courant homopolaire

Reprenons le problème précédent et cherchons les courants statoriques minimisant les pertes par effet Joule et produisant le couple électromagnétique total désiré.

L'équation à résoudre est alors :  $p = C_{em-1-des} \cdot \Omega = \mathbf{e}_{nf}^T \cdot \mathbf{i} + C_d \cdot \Omega$  et le critère à minimiser est  $J_1 = \sum_{k=1}^n i_k^2$ . On est en présence d'un problème d'optimisation sous contrainte qui peut se résoudre avec la formulation de Lagrange : Nous écrivons donc le Lagrangien  $L_1 = \sum_{k=1}^n i_k^2 + \lambda_1 (\mathbf{e}_{nf}^T \cdot \mathbf{i} + C_d \cdot \Omega - p)$  faisant apparaître le multiplicateur  $\lambda_1$ .

$$\begin{cases} p = C_{em-1-des} \cdot \Omega = \mathbf{e}_{nf}^T \cdot \mathbf{i} + C_d \cdot \Omega \\ J_1 = \sum_{k=1}^n i_k^2 \\ L_1 = \sum_{k=1}^n i_k^2 + \lambda_1 (\mathbf{e}_{nf}^T \cdot \mathbf{i} + C_d \cdot \Omega - p) \end{cases} \quad (5.25)$$

Avec

$$\mathbf{e}_{nf} = [ e_{1f} \quad e_{2f} \quad \dots \quad e_{nf} ]^T \quad (5.26)$$

$$\mathbf{i} = [ i_1 \quad i_2 \quad \dots \quad i_n ]^T \quad (5.27)$$

$$\mathbf{u}_1 = \underbrace{[ 1 \quad 1 \quad \dots \quad 1 ]^T}_n \quad (5.28)$$

En dérivant  $L_1$  par rapport à chaque courant  $i_k$ , nous obtenons  $n$  équations du type :

$$2 \cdot i_k + \lambda_1 \cdot e_{kf} = 0 \quad \text{pour } k = 1, \dots, n \quad (5.29)$$

Réécrivons l'expression sous la forme matricielle :

$$\begin{bmatrix} 2 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 2 & \dots & 0 \\ \vdots & & & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 2 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} i_1 \\ i_2 \\ \vdots \\ i_n \end{bmatrix} = -\lambda_1 \cdot \begin{bmatrix} e_{1f} \\ e_{2f} \\ \vdots \\ e_{nf} \end{bmatrix} \quad (5.30)$$

D'où l'on peut déduire le vecteur de courant  $i$  par :

$$\mathbf{i} = -\frac{1}{2} \lambda_1 \cdot \mathbf{e}_{nf} \quad (5.31)$$

Dans ce cas la puissance active peut être exprimée comme :

$$p - C_d \cdot \Omega = \mathbf{e}_{nf}^T \cdot \mathbf{i} = -\frac{1}{2} \cdot \lambda_1 \cdot \mathbf{e}_{nf}^T \cdot \mathbf{e}_{nf} \quad (5.32)$$

Ce qui donne une expression de  $\lambda_1$  :

$$\lambda_1 = \frac{-2 \cdot (p - C_d \cdot \Omega)}{\mathbf{e}_{nf}^T \cdot \mathbf{e}_{nf}} \quad (5.33)$$



## 5.2 Différentes méthodes de calcul des courants statoriques

En remplaçant, nous obtenons la solution optimale pour les courants :

$$\mathbf{i}_{opt-1} = \frac{(C_{em-1-des} - C_d) \cdot \mathbf{e}_{nf} \cdot \Omega}{\mathbf{e}_{nf}^T \cdot \mathbf{e}_{nf}} \quad (5.34)$$

Pour  $n = 3$  cela donne :

$$i_{opt-1,a} = \frac{(C_{em-1-des} - C_d) \cdot e_{af} \cdot \Omega}{e_{af}^2 + e_{bf}^2 + e_{cf}^2} \quad (5.35)$$

$$i_{opt-1,b} = \frac{(C_{em-1-des} - C_d) \cdot e_{bf} \cdot \Omega}{e_{af}^2 + e_{bf}^2 + e_{cf}^2} \quad (5.36)$$

$$i_{opt-1,c} = \frac{(C_{em-1-des} - C_d) \cdot e_{cf} \cdot \Omega}{e_{af}^2 + e_{bf}^2 + e_{cf}^2} \quad (5.37)$$

Cette solution assure que le couple désiré est atteint, que les pertes par effet Joules sont minimisées, et que le couple de détente est compensé. Si les f.c.e.m sont sinusoïdales, par exemple :

$$\begin{aligned} e_{1f} &= p_1 \cdot \phi_{f0} \cdot \Omega \cdot \sin(p_1 \cdot \theta) \\ e_{2f} &= p_1 \cdot \phi_{f0} \cdot \Omega \cdot \sin(p_1 \cdot (\theta - \alpha)) \\ &\vdots \\ e_{nf} &= p_1 \cdot \phi_{f0} \cdot \Omega \cdot \sin(p_1 \cdot (\theta - (n-1)\alpha)) \end{aligned} \quad (5.38)$$

La formulation des courants optimaux conduit à :

$$\begin{aligned} i_{opt-1j} &= \frac{(C_{em-1-des} - C_d(\theta)) \cdot \Omega}{\sum_{i=1}^n p_1 \cdot \phi_{f0} \cdot \Omega \cdot \sin^2[p_1 \cdot (\theta - (i-1) \cdot \alpha)]} \cdot \sin[p_1 \cdot (\theta - (j-1) \cdot \alpha)] \\ &= \frac{(C_{em-1-des} - C_d(\theta)) \cdot \Omega}{\sum_{i=1}^n e_{if}(p_1 \cdot \theta) \cdot \sin[p_1 \cdot (\theta - (i-1) \cdot \alpha)]} \cdot \sin[p_1 \cdot (\theta - (j-1) \cdot \alpha)] \end{aligned} \quad (5.39)$$

qui est le résultat obtenu lors de la première approche. Cette solution a l'avantage de ne pas présenter de courant homopolaire, ce qui n'est pas toujours le cas quand les f.c.e.m sont quelconques. Pour annuler la composante homopolaire il faut prendre en compte une deuxième contrainte, ce qui sera l'objet du paragraphe suivant.

### 5.2.3 Troisième approche : optimisation des pertes par effet Joule avec le courant homopolaire nul

En plus de l'équation précédente :  $p = C_{em-1-des}\Omega = \mathbf{e}_{nf}^T \cdot \mathbf{i} + C_d \cdot \Omega$ , du critère sur les pertes par effet Joule  $J_1 = \sum_{k=1}^n i_k^2$ , il faut rajouter la contrainte sur le courant homopolaire  $\sum_{k=1}^n i_k = 0$ . Le nouveau Lagrangien s'écrit :

$$L_2 = \sum_{k=1}^n i_k^2 + \lambda_2 (\mathbf{e}_{nf}^T \cdot \mathbf{i} + C_d \cdot \Omega - p) + \mu_2 \left( \sum_{k=1}^n i_k \right) \quad (5.40)$$

avec les multiplicateurs  $\lambda_2$  et  $\mu_2$ .

$$\begin{cases} p - C_d \cdot \Omega = \mathbf{e}_{nf}^T \cdot \mathbf{i} \\ \sum_{k=1}^n i_k = 0 \\ J_2 = \sum_{k=1}^n i_k^2 \\ L_2 = \sum_{k=1}^n i_k^2 + \lambda_2 (\mathbf{e}_{nf}^T \cdot \mathbf{i} + C_d \cdot \Omega - p) + \mu_2 \left( \sum_{k=1}^n i_k \right) \end{cases} \quad (5.41)$$

En dérivant  $L_2$  par rapport à chaque courant statorique d'indice  $k$ , nous obtenons :

$$2i_k + \lambda_2 e_{kf} + \mu_2 = 0 \quad (5.42)$$

Soit sous la forme matricielle :

$$\underbrace{\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \dots & 0 \\ \vdots & & & & \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 1 \end{bmatrix}}_{n \times n} \begin{bmatrix} i_1 \\ i_2 \\ i_3 \\ \vdots \\ i_n \end{bmatrix} = -\frac{\lambda_2}{2} \mathbf{e}_{nf} - \frac{\mu_2}{2} \mathbf{u}_1 \quad (5.43)$$

Ce qui donne les courants :

$$\begin{bmatrix} i_1 \\ i_2 \\ i_3 \\ \vdots \\ i_n \end{bmatrix} = \frac{-\lambda_2}{2} \mathbf{e}_{nf} - \frac{\mu_2}{2} \mathbf{u}_1 \quad (5.44)$$

De là :

$$p - C_d \cdot \Omega = \mathbf{e}_{nf}^T \cdot \mathbf{i} = \mathbf{e}_{nf}^T \cdot \left( \frac{-\lambda_2}{2} \mathbf{e}_{nf} - \frac{\mu_2}{2} \mathbf{u}_1 \right) = \frac{-\alpha \lambda_2 - \beta \mu_2}{2} \quad (5.45)$$

Avec :

$$\begin{aligned} \alpha &= \sum_{i=1}^n e_{if}^2 \\ \beta &= \sum_{i=1}^n e_{if}, \end{aligned} \quad (5.46)$$

soit :

$$\alpha \lambda_2 + \beta \mu_2 = -2(p - C_d \cdot \Omega). \quad (5.47)$$

La contrainte sur le courant homopolaire  $\sum_{k=1}^n i_k = 0$  peut s'écrire  $\mathbf{u}_1^T \cdot \mathbf{i} = 0$ , soit :

$$\mathbf{u}_1^T \cdot \left( \frac{-\lambda_2}{2} \mathbf{e}_{nf} - \frac{\mu_2}{2} \mathbf{u}_1 \right) = -\lambda_2 \sum_{k=1}^n e_{kf} - \mu_2 \cdot n = 0 \quad (5.48)$$

Ce qui donne :

$$\begin{aligned}\lambda_2 &= \frac{-2(p - C_d \cdot \Omega)}{\alpha - \frac{\beta}{n} \sum_{k=1}^n e_{kf}} \\ \mu_2 &= \frac{2(p - C_d \cdot \Omega) \sum_{k=1}^n e_{kf}}{n \cdot \left( \alpha - \frac{\beta}{n} \sum_{k=1}^n e_{kf} \right)}\end{aligned}\quad (5.49)$$

D'où :

$$\begin{bmatrix} i_1 \\ i_2 \\ i_3 \\ \vdots \\ i_n \end{bmatrix} = \frac{(p - C_d \cdot \Omega)}{\alpha - \frac{\beta}{n} \sum_{k=1}^n e_{kf}} \cdot \mathbf{e}_{nf} - \frac{(p - C_d \cdot \Omega) \sum_{k=1}^n e_{kf}}{n \cdot \left( \alpha - \frac{\beta}{n} \sum_{k=1}^n e_{kf} \right)} \cdot \mathbf{u}_1 \quad (5.50)$$

$$\begin{bmatrix} i_1 \\ i_2 \\ i_3 \\ \vdots \\ i_n \end{bmatrix} = \frac{(p - C_d \cdot \Omega)}{\alpha - \frac{\beta}{n} \sum_{k=1}^n e_{kf}} \cdot \mathbf{e}_{nf} - \frac{(p - C_d \cdot \Omega) \mathbf{u}_1^T \cdot \mathbf{e}_{nf}}{n \cdot \left( \alpha - \frac{\beta}{n} \sum_{k=1}^n e_{kf} \right)} \cdot \mathbf{u}_1 \quad (5.51)$$

Cela conduit à la deuxième forme des courants optimaux :

$$\mathbf{i}_{opt-2} = \frac{(p - C_d \cdot \Omega) \cdot (\mathbf{e}_{nf} - \mathbf{u}_1^T \cdot \mathbf{e}_{nf} \cdot \frac{\mathbf{u}_1}{n})}{\sum_{k=1}^n e_{kf}^2 - \frac{\left( \sum_{k=1}^n e_{kf} \right)^2}{n}} \quad (5.52)$$

ou

$$\mathbf{i}_{opt-2} = \frac{(C_{em-1-des} - C_d) \cdot (\mathbf{e}_{nf} - \mathbf{u}_1^T \cdot \mathbf{e}_{nf} \cdot \frac{\mathbf{u}_1}{n}) \cdot \Omega}{\sum_{k=1}^n e_{kf}^2 - \frac{\left( \sum_{k=1}^n e_{kf} \right)^2}{n}} = \frac{(C_{em-1-des} - C_d) \cdot (\mathbf{e}_{nf} - \mathbf{u}_1^T \cdot \mathbf{e}_{nf} \cdot \frac{\mathbf{u}_1}{n}) \cdot \Omega}{(\mathbf{e}_{nf} - \mathbf{u}_1^T \cdot \mathbf{e}_{nf} \cdot \frac{\mathbf{u}_1}{n})^T \cdot (\mathbf{e}_{nf} - \mathbf{u}_1^T \cdot \mathbf{e}_{nf} \cdot \frac{\mathbf{u}_1}{n})} \quad (5.53)$$

Remarque :

$$\left( \mathbf{e}_{nf} - \mathbf{u}_1^T \cdot \mathbf{e}_{nf} \cdot \frac{\mathbf{u}_1}{n} \right)^T \cdot \left( \mathbf{e}_{nf} - \mathbf{u}_1^T \cdot \mathbf{e}_{nf} \cdot \frac{\mathbf{u}_1}{n} \right) = \sum_{k=1}^n e_{kf}^2 - \frac{\left( \sum_{k=1}^n e_{kf} \right)^2}{n} \quad (5.54)$$

Une autre expression découle de ces formules :

$$\mathbf{i}_{opt-2} = \frac{(C_{em-1-des} - C_d) \cdot (\mathbf{e}_{nf} - \mathbf{u}_1^T \cdot \mathbf{e}_{nf} \cdot \frac{\mathbf{u}_1}{n}) \cdot \Omega}{\sum_{k=1}^n e_{kf}^2 - \frac{\left( \sum_{k=1}^n e_{kf} \right)^2}{n}} = \frac{(C_{em-1-des} - C_d) \cdot (n \mathbf{e}_{nf} - \mathbf{u}_1^T \cdot \mathbf{e}_{nf} \cdot \mathbf{u}_1) \cdot \Omega}{n \sum_{k=1}^n e_{kf}^2 - \left( \sum_{k=1}^n e_{kf} \right)^2} \quad (5.55)$$

$$n \sum_{k=1}^n e_{kf}^2 - \left( \sum_{k=1}^n e_{kf} \right)^2 = \sum_{k=1}^{n-1} (e_{kf} - e_{k+1f})^2 + (e_{nf} - e_{1f})^2 \quad (5.56)$$

$$ne_{kf} - \mathbf{u}_1^T \cdot \mathbf{e}_{nf} \cdot u_{1k} = ne_{kf} - \mathbf{u}_1^T \cdot \mathbf{e}_{nf} = ne_{kf} - \sum_{m=1}^n e_{mf} = \sum_{m=1}^n (e_{kf} - e_{mf}) \quad (5.57)$$

$$\mathbf{i}_{opt-2} = \frac{(C_{em-1-des} - C_d) \cdot \sum_{m=1}^n (e_{kf} - e_{mf}) \cdot \Omega}{\sum_{k=1}^{n-1} (e_{kf} - e_{k+1f})^2 + (e_{nf} - e_{1f})^2} \quad (5.58)$$

Pour  $n = 3$  cela donne :

$$i_{opt-2,a} = \frac{(C_{em-1-des} - C_d) \cdot ((e_{af} - e_{bf}) + (e_{af} - e_{3f})) \cdot \Omega}{(e_{af} - e_{bf})^2 + (e_{bf} - e_{cf})^2 + (e_{cf} - e_{af})^2} \quad (5.59)$$

$$i_{opt-2,b} = \frac{(C_{em-1-des} - C_d) \cdot ((e_{bf} - e_{af}) + (e_{bf} - e_{cf})) \cdot \Omega}{(e_{af} - e_{bf})^2 + (e_{bf} - e_{cf})^2 + (e_{cf} - e_{af})^2} \quad (5.60)$$

$$i_{opt-2,c} = \frac{(C_{em-1-des} - C_d) \cdot ((e_{cf} - e_{af}) + (e_{cf} - e_{bf})) \cdot \Omega}{(e_{af} - e_{bf})^2 + (e_{bf} - e_{cf})^2 + (e_{cf} - e_{af})^2} \quad (5.61)$$

## 5.2.4 Quatrième approche—représentation géométrique des deux courants optimaux

L'ensemble des points  $M$  de coordonnées égales à  $\mathbf{i}$  vérifiant  $p = C_{em-1-des}\Omega = \mathbf{e}_{nf}^T \cdot \mathbf{i} + C_d \cdot \Omega$  se situe sur l'hyperplan  $P$  d'équation :

$$(C_{em-1-des} - C_d) \cdot \Omega = \mathbf{e}_{nf}^T \cdot \mathbf{i} \quad (5.62)$$

Le vecteur  $\mathbf{e}_{nf}$  est donc un vecteur normal à l'hyperplan  $P$  qui est représenté sur la figure 5.2.

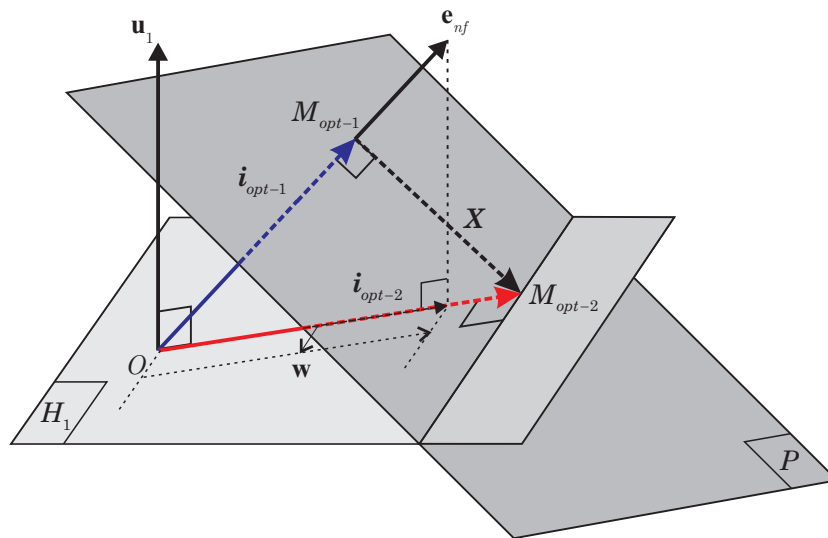


Figure 5.2 – Représentation de deux hyperplans  $H_1$  et  $P$

## 5.2 Différentes méthodes de calcul des courants statoriques

Le point  $M_{opt-1}$  est le point de coordonnées  $\mathbf{i}_{opt-1}$  appartenant à  $P$  et minimisant la norme de  $\mathbf{i}$ , c'est donc le point qui est le plus proche de  $O$ , le centre du repère ;  $\mathbf{i}_{opt-1}$  est alors proportionnel à  $\mathbf{e}_{nf}$  tel que  $\mathbf{i}_{opt-1} = k_{opt-1} \cdot \mathbf{e}_{nf}$ . En remplaçant dans l'équation de  $P$  on obtient :  $(C_{em-1-des} - C_d) \cdot \Omega = k_{opt-1} \cdot \mathbf{e}_{nf}^T \cdot \mathbf{e}_{nf}$  soit :

$$k_{opt-1} = \frac{(C_{em-1-des} - C_d) \cdot \Omega}{\mathbf{e}_{nf}^T \cdot \mathbf{e}_{nf}} \quad (5.63)$$

et :

$$\mathbf{i}_{opt-1} = \frac{(C_{em-1-des} - C_d) \cdot \Omega}{\mathbf{e}_{nf}^T \cdot \mathbf{e}_{nf}} \cdot \mathbf{e}_{nf} \quad (5.64)$$

On retrouve bien l'expression trouvée algébriquement. L'ensemble des points  $M$  de coordonnées égales à  $\mathbf{i}$  vérifiant :

$$\sum_{k=1}^n i_k = \mathbf{u}_1^T \cdot \mathbf{i} = 0 \quad (5.65)$$

se situe sur l'hyperplan  $H_1$  d'équation  $\mathbf{u}_1^T \cdot \mathbf{i} = 0$ . Le vecteur  $\mathbf{u}_1$  est donc un vecteur normal à l'hyperplan  $H_1$ . Le point  $M_{opt-2}$  est le point de coordonnées  $\mathbf{i}_{opt-2}$  appartenant à  $H_1$  et  $P$  tel que la norme de  $\mathbf{i}$  soit minimale, c'est donc le point qui est le plus proche de  $O$  à l'intersection de  $H_1$  et  $P$ . Le vecteur  $\mathbf{i}_{opt-2}$  n'a pas de composante selon  $\mathbf{u}_1$ . Soit  $\mathbf{w}$  le vecteur  $\mathbf{e}_{nf}$  privé de sa composante selon  $\mathbf{u}_1$ .  $\mathbf{w}$  s'écrit :

$$\mathbf{w} = \mathbf{e}_{nf} - \left( \frac{\mathbf{u}_1^T}{\|\mathbf{u}_1\|} \cdot \mathbf{e}_{nf} \right) \cdot \frac{\mathbf{u}_1}{\|\mathbf{u}_1\|} = \mathbf{e}_{nf} - \mathbf{u}_1^T \cdot \mathbf{e}_{nf} \cdot \frac{\mathbf{u}_1}{n} \quad (5.66)$$

$\mathbf{i}_{opt-2}$  est alors proportionnel à  $\mathbf{w}$  tel que :

$$\mathbf{i}_{opt-2} = k_{opt-2} \cdot \mathbf{w}. \quad (5.67)$$

En remplaçant dans l'équation de  $P$  on obtient :

$$(C_{em-1-des} - C_d) \cdot \Omega = k_{opt-2} \cdot \mathbf{w}^T \cdot \mathbf{w} \quad (5.68)$$

soit  $k_{opt-2} = \frac{(C_{em-1-des} - C_d) \cdot \Omega}{\mathbf{w}^T \cdot \mathbf{w}}$  et  $\mathbf{i}_{opt-2} = \frac{(C_{em-1-des} - C_d) \cdot \Omega}{\mathbf{w}^T \cdot \mathbf{w}} \cdot \mathbf{w}$ . Soit :

$$\mathbf{i}_{opt-2} = \frac{(C_{em-1-des} - C_d) \cdot (\mathbf{e}_{nf} - \mathbf{u}_1^T \cdot \mathbf{e}_{nf} \cdot \frac{\mathbf{u}_1}{n}) \cdot \Omega}{(\mathbf{e}_{nf} - \mathbf{u}_1^T \cdot \mathbf{e}_{nf} \cdot \frac{\mathbf{u}_1}{n})^T \cdot (\mathbf{e}_{nf} - \mathbf{u}_1^T \cdot \mathbf{e}_{nf} \cdot \frac{\mathbf{u}_1}{n})} \quad (5.69)$$

On retrouve bien l'expression trouvée algébriquement.

Remarque : soit  $\mathbf{X} = \mathbf{i}_{opt-2} - \mathbf{i}_{opt-1}$ , il doit être normal à  $\mathbf{i}_{opt-1}$  (voir l'annexe A).

### 5.2.5 Cinquième approche—obtention des courants optimaux en se basant sur leur développement en série de Fourier

#### 5.2.5.1 Intérêt des développements en série de Fourier

Les méthodes vues dans le paragraphe précédent sont des méthodes générales qui aboutissent à la définition des courants optimaux. La forme de ceux-ci s'adapte à la forme des f.c.e.m des machines synchrones. Considérons un exemple, celui du cas (relativement) simple des f.c.e.m trapézoïdales, les courants classiques sont des créneaux, mais ces courants ne sont pas optimaux : ils n'exploitent pas les f.c.e.m pendant leur décroissance, et il génèrent des pertes par effet Joule inutiles ; en outre ils contiennent

des harmoniques élevés, difficiles à réaliser techniquement et qui sont probablement inutiles. Une régulation de courant qui permet de générer des formes d'onde alternative contenant différents harmoniques d'ordre élevé sera difficile à réaliser. Nous avons présenté l'exemple du correcteur résonnant pour les courants contenant seulement un fondamental. Pour un courant contenant  $M$  harmoniques, il faudrait un « correcteur multi-résonnant » qu'on peut (par exemple) réaliser avec  $M$  correcteur résonnants, chacun étant accordé sur un harmonique spécifique. Cette solution est très performante, mais parfois ardue à mettre en oeuvre.

Il est donc très intéressant de chercher à déterminer les courants optimaux pour un actionneurs synchrones en cherchant à avoir le couple électromagnétique désiré (avec un minimum d'ondulation, ou pas d'ondulation du tout), en minimisant les pertes par effet Joule et en restreignant le nombre d'harmonique présent dans les courants qui seront les références des régulations de courant.

Partant de :

$$p = C_{em-1-des} \cdot \Omega = \mathbf{e}_{nf}^T \cdot \mathbf{i} + C_d \cdot \Omega \quad (5.70)$$

en se limitant au cas  $n = 3$ , nous avons :

$$p = C_{em-1-des} \cdot \Omega = \mathbf{e}_{3f}^T \cdot \mathbf{i}_3 + C_d \cdot \Omega \quad (5.71)$$

L'expression du couple dû aux courants statoriques :

$$C_{stat} = \frac{1}{\Omega} \cdot \mathbf{e}_{3f}^T \cdot \mathbf{i}_3 \quad (5.72)$$

A la vitesse constante, les forces électromotrice sont représentées sous la forme des séries de Fourier comme :

$$\begin{aligned} e_{af} &= \sum_{m=-\infty}^{\infty} \underline{E}_{a,m} \cdot \exp(j \cdot m \cdot p_1 \cdot \theta) \\ e_{bf} &= \sum_{m=-\infty}^{\infty} \underline{E}_{b,m} \cdot \exp(j \cdot m \cdot p_1 \cdot \theta) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} \underline{E}_{a,m} \cdot \exp[j \cdot m (p_1 \cdot \theta - \frac{2\pi}{3})] \\ e_{cf} &= \sum_{m=-\infty}^{\infty} \underline{E}_{c,m} \cdot \exp(j \cdot m \cdot p_1 \cdot \theta) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} \underline{E}_{a,m} \cdot \exp[j \cdot m (p_1 \cdot \theta + \frac{2\pi}{3})] \end{aligned} \quad (5.73)$$

avec  $\underline{E}_{a,m}$ ,  $\underline{E}_{b,m}$  et  $\underline{E}_{c,m}$  sont les coefficients des séries de Fourier. S'agissant d'une force électromotrice induite, le terme constant est nul. Dans le cas d'une alimentation symétrique, les courants prennent la même forme :

$$\begin{aligned} i_a &= \sum_{m=-\infty}^{\infty} \underline{I}_{a,m} \cdot \exp(j \cdot m \cdot p_1 \cdot \theta) \\ i_b &= \sum_{m=-\infty}^{\infty} \underline{I}_{b,m} \cdot \exp(j \cdot m \cdot p_1 \cdot \theta) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} \underline{I}_{a,m} \cdot \exp[j \cdot m (p_1 \cdot \theta - \frac{2\pi}{3})] \\ i_c &= \sum_{m=-\infty}^{\infty} \underline{I}_{c,m} \cdot \exp(j \cdot m \cdot p_1 \cdot \theta) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} \underline{I}_{a,m} \cdot \exp[j \cdot m (p_1 \cdot \theta + \frac{2\pi}{3})] \end{aligned} \quad (5.74)$$

Le couple total développé par le moteur est donné par la somme des couples produits par chaque phase :

$$\begin{aligned} C_{stat} &= \sum_{m=-\infty}^{\infty} \{ \underline{C}_{a,m} \cdot \exp(j \cdot m \cdot p_1 \cdot \theta) + \underline{C}_{b,m} \cdot \exp(j \cdot m \cdot p_1 \cdot \theta) + \underline{C}_{c,m} \cdot \exp(j \cdot m \cdot p_1 \cdot \theta) \} \\ &= \sum_{m=-\infty}^{\infty} \left\{ \begin{aligned} &\underline{C}_{a,m} \cdot \exp(j \cdot m \cdot p_1 \cdot \theta) + \underline{C}_{a,m} \cdot \exp(j \cdot m (p_1 \cdot \theta - \frac{2\pi}{3})) \\ &+ \underline{C}_{a,m} \cdot \exp(j \cdot m (p_1 \cdot \theta + \frac{2\pi}{3})) \end{aligned} \right\} \end{aligned} \quad (5.75)$$

## 5.2 Différentes méthodes de calcul des courants statoriques

où  $\underline{C}_{a,m}$ ,  $\underline{C}_{b,m}$  et  $\underline{C}_{c,m}$  sont les coefficients des séries de Fourier du couple et sont calculés par des produits de convolution :

$$\underline{C}_{am} = \frac{1}{\Omega} \sum_{l=-\infty}^{\infty} \underline{E}_{a,l} \cdot \underline{I}_{a,(m-l)}, \quad \underline{C}_{b,m} = \frac{1}{\Omega} \sum_{l=-\infty}^{\infty} \underline{E}_{b,l} \cdot \underline{I}_{b,(m-l)}, \quad \underline{C}_{c,m} = \frac{1}{\Omega} \sum_{l=-\infty}^{\infty} \underline{E}_{c,l} \cdot \underline{I}_{c,(m-l)} \quad (5.76)$$

Le couple s'écrit alors :

$$\begin{aligned} C_{stat} &= \sum_{m=-\infty}^{\infty} \left\{ \underline{C}_{a,m} \cdot \left[ 1 + 2 \cdot \cos\left(m \cdot \frac{2\pi}{3}\right) \right] \cdot \exp(j \cdot m \cdot p_1 \cdot \theta) \right\} \\ &= \sum_{m=-\infty}^{\infty} \underline{C}_m \cdot \exp(j \cdot m \cdot p_1 \cdot \theta) \quad \text{pour } m = 0, \pm 1, \pm 2, \dots \end{aligned}$$

avec :

$$\underline{C}_m = \underline{C}_{a,m} \cdot \left[ 1 + 2 \cdot \cos\left(m \cdot \frac{2\pi}{3}\right) \right]. \quad (5.77)$$

Pour  $m = 0$ ,  $C_0 = 0$  qui est le terme constant du DSF du couple,  $C_0$  correspond à la valeur moyenne du couple. A partir de l'expression :

$$\underline{C}_{a,0} = \frac{1}{\Omega} \sum_{l=-\infty}^{\infty} \underline{E}_{a,l} \cdot \underline{I}_{a,-l}, \quad (5.78)$$

il apparaît que les courants utiles pour créer le terme  $C_0$  doivent donc avoir des harmoniques de même rang que les f.c.e.m. On verra par la suite des conditions pour obtenir un couple constant.

Selon les symétries présentes, les harmoniques présents dans les f.c.e.m et les courants peuvent être tous de rang pair ou tous de rang impair, ce qui donnera respectivement des harmoniques de couple de rang multiple de 3 et de 6.

### 5.2.5.2 Premier cas important

Les f.c.e.m ne contiennent que des harmoniques de rang impairs. C'est le cas lorsque les f.c.e.m présentent des symétries du type  $e_{af}(p_1 \cdot \theta) = -e_{af}(p_1 \cdot \theta + \pi)$ . Nous pouvons déduire des couples comme suivant :

$$\underline{C}_{a,0} = \frac{1}{\Omega} \sum_{k=-\infty}^{\infty} \underline{E}_{a,2k+1} \cdot \underline{I}_{a,-(2k+1)} \quad (5.79)$$

$$\begin{aligned} \underline{C}_{a,m} &= \frac{1}{\Omega} \sum_{k=-\infty}^{\infty} \underline{E}_{a,2k+1} \cdot \underline{I}_{a,m-(2k+1)} \\ \text{avec } m - (2k + 1) &= \pm 1, \pm 3, \pm 5 \dots, \quad \text{pour } m = 0, \pm 2, \pm 4, \pm 6 \dots \end{aligned} \quad (5.80)$$

$C_m$  est alors aussi non nul pour :

$$\cos\left(m \cdot \frac{2\pi}{3}\right) = 1 \quad \text{soit pour } m = \pm 6 \cdot q \quad \text{avec } q = 0, 1, 2, 3\dots \quad (5.81)$$

$$\underline{C}_m = \begin{cases} 3 \cdot \underline{C}_{a,m} & \text{pour } m = \pm 6 \cdot q \quad \text{avec } q = 0, 1, 2, 3\dots \\ 0 & \text{si non} \end{cases} \quad (5.82)$$

### 5.2.5.3 Deuxième cas important

Les f.c.e.m ne contiennent que des harmoniques de rang pairs. C'est le cas lorsque les f.c.e.m présentent des symétries du type :  $e_{af}(p_1 \cdot \theta) = e_{af}(p_1 \cdot \theta + \pi)$ .

Alors :

$$\underline{C}_{a,0} = \frac{1}{\Omega} \sum_{k=-\infty}^{\infty} \underline{E}_{a,2k} \cdot \underline{I}_{a,-2k} \quad (5.83)$$

$$\underline{C}_{a,m} = \frac{1}{\Omega} \sum_{k=-\infty}^{\infty} \underline{E}_{a,2k} \cdot \underline{I}_{a,m-2k}$$

$$m - 2k = \pm 2, \pm 4 \dots \quad \text{soit} \quad m = 0, \pm 2, \pm 4 \dots \quad (5.84)$$

$\underline{C}_{a,0}$  est alors nul pour  $\cos(m \cdot \frac{2\pi}{3}) = 1$  soit pour  $m = \pm 6 \cdot q$  avec  $q = 0, 1, 2, 3 \dots$

$$\underline{C}_m = \begin{cases} 3 \cdot \underline{C}_{a,m} & \text{pour } m = \pm 6 \cdot q \text{ avec } q = 0, 1, 2, 3 \dots \\ 0 & \text{si non} \end{cases} \quad (5.85)$$

Dans les deux cas précédents le couple présentera des harmoniques de rang  $0, \pm 6, \pm 12, \pm 18 \dots$

### 5.2.5.4 Cas général

Les f.c.e.m contiennent des harmoniques de rang pairs et des harmoniques de rang impairs, les f.c.e.m ne présentent pas de symétrie particulière.

Alors :

$$\underline{C}_{a,0} = \frac{1}{\Omega} \sum_{k=-\infty}^{\infty} \underline{E}_{a,k} \cdot \underline{I}_{a,-k} \quad (5.86)$$

$$\underline{C}_{a,m} = \frac{1}{\Omega} \sum_{k=-\infty}^{\infty} \underline{E}_{a,k} \cdot \underline{I}_{a,m-k}$$

$$m - k = \pm 1, \pm 2, \pm 3 \dots \quad \text{soit} \quad m = 0, \pm 1, \pm 2, \pm 3 \dots \quad (5.87)$$

$\underline{C}_m$  est alors non nul pour  $\cos(m \cdot \frac{2\pi}{3}) = 1$  soit pour  $m = \pm 3 \cdot q$  avec  $q = 0, 1, 2, 3 \dots$

$$\underline{C}_m = \begin{cases} 3 \cdot \underline{C}_{a,m} & \text{pour } m = \pm 3 \cdot q \text{ avec } q = 0, 1, 2, 3 \dots \\ 0 & \text{si non} \end{cases} \quad (5.88)$$

Dans ce cas le couple présentera alors des harmoniques de rang  $0, \pm 3, \pm 6, \pm 9, \pm 12 \dots$

### 5.2.5.5 Conclusion

Si la f.c.e.m présente certaines symétries, les harmoniques de couple produits par les courants statoriques seront de rang multiple de 6, sinon les harmoniques de couple seront de rang multiple de 3. En général le couple de détente est aussi de rang multiple de 6 [154] [155].



## 5.2 Différentes méthodes de calcul des courants statoriques

En pratique le développement en séries de Fourier des f.c.e.m contient  $2 \cdot L$  termes non nuls, étant donné que le terme constant est nul et les autres étant négligeables (les indices des harmoniques de la f.c.e.m varient alors de  $-L_{max}$  à  $L_{max}$  et  $L_{max} > L$ , car certains harmoniques peuvent être nuls).

Il est donc possible d'obtenir un couple donné, imposé par son DSF si les harmoniques qu'il contient sont multiples de 6 ou de 3 (selon les symétries présentes). Cependant il faudra que le courant contienne un nombre minimal d'harmoniques : en choisissant le nombre de termes du DSF du courant, soit  $2 \cdot M$  (les indices des harmoniques du courant varient de  $-M_{max}$  à  $M_{max}$  et  $M_{max} > M$ ), le DSF du couple aura alors théoriquement  $2 \cdot (M + L) + 1$  termes sachant que seuls les multiples de 3 ou de 6 (selon les cas) sont non nuls. Imposer le couple revient à imposer ses différents harmoniques de courant. Si le problème consiste à déterminer les  $2 \cdot M$  harmoniques de courant, il faudrait  $2 \cdot M$  équations pour que le problème ait une solution unique, ce qui n'est jamais le cas puisque le nombre d'équations est un nombre impair. On trouve alors deux situations selon qu'il y ait plus d'inconnues que d'équations ou réciproquement. Dans le premier cas il y a une infinité de solutions parmi lesquelles une solution optimale minimisant les pertes par effet Joule par exemple, dans le deuxième cas il n'y a pas de solution.

Prenons un exemple, les coefficients complexes des f.c.e.m sont  $\underline{E}_1, \underline{E}_{-1}, \underline{E}_2, \underline{E}_{-2}, \underline{E}_4, \underline{E}_{-4}$  (pas de symétrie dans les f.c.e.m,  $L = 3$  et  $L_{max} = 4$ ). Si on choisit aussi  $M = 3$ , les coefficients complexes du courant sont alors  $\underline{I}_1, \underline{I}_{-1}, \underline{I}_2, \underline{I}_{-2}, \underline{I}_4, \underline{I}_{-4}$  ( $M_{max} = 4$ ) et les coefficients du couple sont  $\underline{C}_{-6}, \underline{C}_{-3}, \underline{C}_0, \underline{C}_3, \underline{C}_6$ . On a alors 6 inconnues à déterminer (coefficients de Fourier du courant) avec 5 équations ce qui donne une infinité de solutions parmi lesquelles une solution optimale.

Les 5 relations sont les suivantes :

$$\begin{aligned} \underline{C}_{a,0} &= \frac{1}{\Omega} \sum_{k=-\infty}^{\infty} \underline{E}_{a,k} \cdot \underline{I}_{a,-k} = \frac{1}{\Omega} \sum_{k=-L_{Max}}^{L_{Max}} \underline{E}_{a,k} \cdot \underline{I}_{a,-k} \\ &= \frac{1}{\Omega} (\underline{E}_{a,-4} \cdot \underline{I}_{a,4} + \underline{E}_{a,-2} \cdot \underline{I}_{a,2} + \underline{E}_{a,-1} \cdot \underline{I}_{a,1} + \underline{E}_{a,1} \cdot \underline{I}_{a,-1} + \underline{E}_{a,2} \cdot \underline{I}_{a,-2} + \underline{E}_{a,4} \cdot \underline{I}_{a,-4}) \end{aligned} \quad (5.89)$$

$$\underline{C}_{-6} = \frac{1}{\Omega} (\underline{E}_{a,-2} \cdot \underline{I}_{a,-4} + \underline{E}_{a,-4} \cdot \underline{I}_{a,-2}) \quad (5.90)$$

$$\underline{C}_{-3} = \frac{1}{\Omega} (\underline{E}_{a,1} \cdot \underline{I}_{a,-4} + \underline{E}_{a,-1} \cdot \underline{I}_{a,-2} + \underline{E}_{a,-2} \cdot \underline{I}_{a,-1} + \underline{E}_{a,-4} \cdot \underline{I}_{a,1}) \quad (5.91)$$

$$\underline{C}_{+3} = \frac{1}{\Omega} (\underline{E}_{a,4} \cdot \underline{I}_{a,-1} + \underline{E}_{a,2} \cdot \underline{I}_{a,1} + \underline{E}_{a,1} \cdot \underline{I}_{a,2} + \underline{E}_{a,-1} \cdot \underline{I}_{a,4}) \quad (5.92)$$

$$\underline{C}_{+6} = \frac{1}{\Omega} (\underline{E}_{a,4} \cdot \underline{I}_{a,2} + \underline{E}_{a,2} \cdot \underline{I}_{a,4}) \quad (5.93)$$

Pour obtenir un couple constant de valeur  $C_{em-1-des}$  il faut que les harmoniques de couple de rang  $-6$ ,  $6$ ,  $-3$  et  $3$  soient nuls et que le terme constant soit celui recherché c'est-à-dire  $\frac{C_{em-1-des}}{3}$  pour la phase  $a$  seule. Nous écrivons donc :

$$\begin{bmatrix} \underline{C}_{-6} & \underline{C}_{-3} & \underline{C}_0 & \underline{C}_{+3} & \underline{C}_{+6} \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \frac{C_{em-1-des}}{3} & 0 & 0 \end{bmatrix}^T - \frac{1}{3} \underline{C}_d = \frac{1}{3} (\underline{C}_{em-1-des} - \underline{C}_d) \quad (5.94)$$

Que l'on peut écrire sous la forme :

$$\begin{bmatrix} \underline{C}_{-6} \\ \underline{C}_{-3} \\ \underline{C}_0 \\ \underline{C}_{+3} \\ \underline{C}_{+6} \end{bmatrix} = \frac{1}{\Omega} \begin{bmatrix} \underline{E}_{a,-2} & \underline{E}_{a,-4} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \underline{E}_{a,1} & \underline{E}_{a,-1} & \underline{E}_{a,-2} & \underline{E}_{a,-4} & 0 & 0 \\ \underline{E}_{a,4} & \underline{E}_{a,2} & \underline{E}_{a,1} & \underline{E}_{a,-1} & \underline{E}_{a,-2} & \underline{E}_{a,-4} \\ 0 & 0 & \underline{E}_{a,4} & \underline{E}_{a,2} & \underline{E}_{a,1} & \underline{E}_{a,-1} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \underline{E}_{a,4} & \underline{E}_{a,2} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \underline{I}_{a,-4} \\ \underline{I}_{a,-2} \\ \underline{I}_{a,-1} \\ \underline{I}_{a,1} \\ \underline{I}_{a,2} \\ \underline{I}_{a,4} \end{bmatrix} \quad (5.95)$$

ou

$$\underline{\mathbf{C}} = \frac{1}{\Omega} \cdot \underline{\mathbf{E}} \cdot \underline{\mathbf{I}} \quad (5.96)$$

Par sa construction, la matrice  $\underline{\mathbf{E}}$  n'est jamais une matrice carrée, puisqu'elle possède un nombre de lignes impair et un nombre de colonnes pair : elle n'est donc pas inversible et le problème a une infinité de solutions. D'après l'égalité de Parseval, la solution optimale minimisant les pertes par effet Joule au stator de la machine consiste à trouver :

$$\underline{\mathbf{I}} = [ \underline{I}_{a,-4} \quad \underline{I}_{a,-2} \quad \underline{I}_{a,-1} \quad \underline{I}_{a,1} \quad \underline{I}_{a,2} \quad \underline{I}_{a,4} ]^T, \quad (5.97)$$

de module minimal.

Le critère à minimiser peut donc s'écrire  $J = \underline{\mathbf{I}}^{T*} \cdot \underline{\mathbf{I}}$  et la contrainte à respecter est  $\underline{\mathbf{C}} = \frac{1}{\Omega} \cdot \underline{\mathbf{E}} \cdot \underline{\mathbf{I}}$ . Le Lagrangien s'écrit donc :

$$L = \underline{\mathbf{I}}^{T*} \cdot \underline{\mathbf{I}} + \underline{\lambda}^T \cdot (\underline{\mathbf{E}} \cdot \underline{\mathbf{I}} - \underline{\mathbf{C}} \cdot \Omega) \quad (5.98)$$

D'où :

$$2 \cdot \underline{\mathbf{I}}^* + \underline{\mathbf{E}}^T \cdot \underline{\lambda} = 0 \quad \text{et} \quad \underline{\mathbf{E}} \cdot \underline{\mathbf{I}} = \underline{\mathbf{C}} \cdot \Omega \quad (5.99)$$

Nous en déduisons :

$$\underline{\mathbf{I}}^* = \frac{-\underline{\mathbf{E}}^T \cdot \underline{\lambda}}{2} \quad \text{et} \quad \underline{\mathbf{I}} = \frac{-\underline{\mathbf{E}}^{T*} \cdot \underline{\lambda}^*}{2} \quad (5.100)$$

Ce qui conduit à :

$$\underline{\lambda}^* = -2 \cdot (\underline{\mathbf{E}} \cdot \underline{\mathbf{E}}^{T*})^{-1} \cdot \underline{\mathbf{C}} \cdot \Omega \quad (5.101)$$

La solution optimale est alors donnée par la relation :

$$\underline{\mathbf{I}} = \underline{\mathbf{E}}^{T*} \cdot (\underline{\mathbf{E}} \cdot \underline{\mathbf{E}}^{T*})^{-1} \cdot \underline{\mathbf{C}} \cdot \Omega \quad (5.102)$$

Si on choisit  $M = 2$ , les coefficients complexes du courant sont alors  $\underline{I}_1, \underline{I}_{-1}, \underline{I}_2, \underline{I}_{-2}$  ( $M_{max} = 2$ ) et les coefficients du couple sont encore  $\underline{C}_{-6}, \underline{C}_{-3}, \underline{C}_0, \underline{C}_3, \underline{C}_6$ . On a alors 4 inconnues à déterminer (coefficients de Fourier du courant) avec 5 équations ce qui donne un problème hyperstatique pour lequel il n'y a pas de solution.

### 5.2.5.6 Formulation générale

L'harmonique de couple de rang le plus élevé dépend  $M_{max}$  et de  $L_{max}$ . Théoriquement il vaudrait  $M_{max} + L_{max}$  mais comme il doit être multiple de 3 ou de 6, c'est le plus grand multiple de 3 ou de 6 inférieur à  $M_{max} + L_{max}$ . C'est donc :

$$3 \cdot q_{Max} = \text{Partie entière} \left( \frac{M_{Max} + L_{Max}}{6} \right) \cdot 3 \quad (5.103)$$

## 5.2 Différentes méthodes de calcul des courants statoriques

ou :

$$6 \cdot q_{Max} = \text{Partie entière} \left( \frac{M_{Max} + L_{Max}}{6} \right) \cdot 6, \quad (5.104)$$

selon les symétries. Par exemple pour  $M_{max} = 23$  et  $L_{max} = 9$  on obtient  $M_{max} + L_{max} = 30$ .

Pour le cas où les f.c.e.m présentent des symétries, l'expression des harmoniques de couple s'écrit :

$$\underline{C}_m = \begin{cases} 3 \cdot \underline{C}_{a,m}, & \text{pour } m = 6 \cdot q, \quad q = 0, \pm 1, \pm 2, \dots, \pm \text{Partie entière} \left( \frac{M_{Max} + L_{Max}}{6} \right) \\ 0, & \text{sinon} \end{cases} \quad (5.105)$$

L'harmonique de couple de rang s'écrit avec un nombre limité de termes :

$$\underline{C}_{a,6q} \cdot \Omega = \sum_{k=\alpha}^{\beta} \underline{E}_k \cdot \underline{I}_{6q-k} = \underline{\mathbf{K}}_{6q}^T \cdot \underline{\mathbf{I}} \quad (5.106)$$

Où  $\underline{\mathbf{I}} = [\underline{I}_{-M_{Max}}, \dots, \underline{I}_{-1}, \underline{I}_1, \dots, \underline{I}_{M_{Max}}]$  et  $\underline{\mathbf{K}}_{6q}$  le vecteur regroupant les harmoniques  $\underline{E}_k$  de la f.c.e.m intervenant dans le produit de convolution. Pour les harmoniques de courant, il faut respecter  $-M_{Max} \leq 6q - k \leq M_{Max}$ , soit  $-M_{Max} + 6q \leq k \leq M_{Max} + 6q$ . Parallèlement, il faut tenir compte de la contrainte sur les indices des composantes des f.c.e.m, soit  $-L_{Max} \leq k \leq L_{Max}$ , nous pouvons obtenir finalement les bornes  $\alpha$  et  $\beta$  entre lesquelles  $k$  varie :

$$\underbrace{\min(M_{Max} + 6q, L_{Max})}_{\beta} \geq k \geq \underbrace{\max(-M_{Max} + 6q, -L_{Max})}_{\alpha} \quad (5.107)$$

Nous pouvons envisager trois cas possibles pour l'écriture de  $\underline{\mathbf{K}}_{6q}$  :

- Si

$$\begin{cases} M_{Max} + 6q \leq L_{Max} \\ -M_{Max} + 6q < -L_{Max} \end{cases} \Rightarrow \underline{\mathbf{K}}_{6q}^T = \underbrace{[ \underline{E}_{M_{Max}+6q} \quad \dots \quad \underline{E}_{-L_{Max}} \quad 0 \quad \dots \quad 0 ]}_{2 \cdot M \text{ termes}} \quad (5.108)$$

- Si

$$\begin{cases} M_{Max} + 6q > L_{Max} \\ -M_{Max} + 6q < -L_{Max} \end{cases} \Rightarrow \underline{\mathbf{K}}_{6q}^T = \underbrace{[ 0 \quad \dots \quad \underline{E}_{L_{Max}} \quad \dots \quad \underline{E}_{-L_{Max}} \quad \dots \quad 0 ]}_{2 \cdot M \text{ termes}} \quad (5.109)$$

- Si

$$\begin{cases} M_{Max} + 6q > L_{Max} \\ -M_{Max} + 6q \geq -L_{Max} \end{cases} \Rightarrow \underline{\mathbf{K}}_{6q}^T = \underbrace{[ 0 \quad \dots \quad 0 \quad \underline{E}_{L_{Max}} \quad \dots \quad \underline{E}_{-M_{Max}+6q} ]}_{2 \cdot M \text{ termes}} \quad (5.110)$$

Ainsi nous obtenons pour les harmoniques extrêmes du couple :

$$\underline{C}_{a,-6q_{Max}} \cdot \Omega = \underline{\mathbf{K}}_{-6q_{Max}}^T \cdot \underline{\mathbf{I}} \quad \text{et} \quad \underline{\mathbf{K}}_{-6q_{Max}}^T = [ \underline{E}_{M_{Max}-6q_{Max}} \quad \dots \quad \underline{E}_{-L_{Max}} \quad 0 \quad \dots \quad 0 ] \quad (5.111)$$

et :

$$\underline{C}_{a,6q_{Max}} \cdot \Omega = \underline{\mathbf{K}}_{6q_{Max}}^T \cdot \underline{\mathbf{I}} \quad \text{et} \quad \underline{\mathbf{K}}_{6q_{Max}}^T = [ 0 \quad \dots \quad 0 \quad \underline{E}_{L_{Max}} \quad \dots \quad \underline{E}_{-M_{Max}+6q_{Max}} ] \quad (5.112)$$

**Par exemple** : le moteur considéré a des forces électromotrices qui comprennent les harmoniques de rang  $-9, -7, -5, -3, -1, 1, 3, 5, 7, 9$  ( $L_{max} = 9$ ), et les courants comprennent des harmoniques

jusqu'au rang 23 ( $M_{max} = 23$ ). Dans notre exemple  $6 \cdot q_{Max} = 6 \cdot$  Partie entière  $\left(\frac{M_{Max}+L_{Max}}{6}\right) = 30$  ce qui donne les rangs des harmoniques de couple présents :  $-30, -24, -18, -9, -6, 0, 6, 9, 18, 24, 30$ .

En remarquant que :

$$30 = 23 + 7 = 21 + 9 \quad (5.113)$$

$$24 = 23 + 1 = 21 + 3 = 19 + 5 = 17 + 7 = 15 + 9 \quad (5.114)$$

$$18 = 23 - 5 = 21 - 3 = 19 - 5 = 17 + 1 = 15 + 3 = 13 + 5 = 11 + 7 = 9 + 9 \quad (5.115)$$

$$12 = 23 - 11 = 21 - 9 = 19 - 7 = 17 - 5 = 15 - 3 = 13 - 1 = 11 + 1 = 9 + 3 \\ = 7 + 5 = 5 + 7 = 3 + 9 = 1 + 11 \quad (5.116)$$

$$6 = 23 - 17 = 21 - 15 = 19 - 13 = 17 - 11 = 15 - 9 = 13 - 7 = 11 - 5 \\ = 9 - 3 = 7 - 1 = 5 + 1 = 3 + 3 = 1 + 5 \quad (5.117)$$

$$= -1 + 7 = -3 + 9 = -5 + 11 = -7 + 13 = -9 + 15 = -11 + 17 = -13 + 19 \\ = -15 + 21 = -17 + 23 \quad (5.118)$$

Il vient que les harmoniques non nuls de courant sont de rang :  $-23, -21, -19, -17, -15, -13, -11, -9, -7, -5, -3, -1, 1, 3, 5, 7, 9, 11, 13, 15, 17, 19, 21$ , et 23. On retrouve bien que les harmoniques du courant contiennent aussi ceux de la f.c.e.m (en gras). Le vecteur  $\underline{\mathbf{C}}$  est aussi :

$$\underline{\mathbf{C}} = \left[ \underbrace{\underline{\mathbf{C}}_{-30} \quad \underline{\mathbf{C}}_{-24} \quad \underline{\mathbf{C}}_{-18} \quad \underline{\mathbf{C}}_{-12} \quad \underline{\mathbf{C}}_{-6} \quad \underline{\mathbf{C}}_0 \quad \underline{\mathbf{C}}_6 \quad \underline{\mathbf{C}}_{12} \quad \underline{\mathbf{C}}_{18} \quad \underline{\mathbf{C}}_{24} \quad \underline{\mathbf{C}}_{30}}_{2 \cdot q_{Max} + 1} \right]^T \quad (5.119)$$

Pour que le moteur produise un couple constant, les conditions suivante doivent être assurées :

$$\begin{cases} \underline{\mathbf{C}}_0 = \frac{C_{em-1-des}}{3} \\ \underline{\mathbf{C}}_{6q} = 0, \quad \text{pour } q = -5, -4, -3, -2, -1, 1, 2, 3, 4, 5 \end{cases} \quad (5.120)$$

Ainsi que le vecteur de courant :

$$\underline{\mathbf{I}} = \left[ \underline{\mathbf{I}}_{-23} \quad \underline{\mathbf{I}}_{-21} \quad \cdots \quad \underline{\mathbf{I}}_{-5} \quad \underline{\mathbf{I}}_{-3} \quad \underline{\mathbf{I}}_{-1} \quad \underline{\mathbf{I}}_1 \quad \underline{\mathbf{I}}_3 \quad \underline{\mathbf{I}}_5 \quad \cdots \quad \underline{\mathbf{I}}_{21} \quad \underline{\mathbf{I}}_{23} \right]^T \quad (5.121)$$

Appliquons maintenant les équations (5.108), (5.109) et (5.110), nous avons la matrice qui vaut :

$$\underline{\mathbf{E}} = \begin{bmatrix} \underline{\mathbf{E}}_{-7} & \underline{\mathbf{E}}_{-9} & 0 & 0 & \cdots & 0 & \cdots & 0 & \cdots & 0 & 0 & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & 0 & 0 \\ \underline{\mathbf{E}}_{-1} & \underline{\mathbf{E}}_{-3} & \cdots & \underline{\mathbf{E}}_{-9} & \cdots & 0 & \cdots & 0 & \cdots & 0 & 0 & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & 0 & 0 \\ \underline{\mathbf{E}}_5 & \underline{\mathbf{E}}_3 & \cdots & \underline{\mathbf{E}}_{-3} & \cdots & \underline{\mathbf{E}}_{-9} & \cdots & 0 & \cdots & 0 & 0 & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & 0 & 0 \\ 0 & \underline{\mathbf{E}}_9 & \cdots & \underline{\mathbf{E}}_3 & \cdots & \underline{\mathbf{E}}_{-3} & \cdots & \underline{\mathbf{E}}_{-9} & \cdots & 0 & 0 & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \cdots & \underline{\mathbf{E}}_9 & \cdots & \underline{\mathbf{E}}_3 & \cdots & \underline{\mathbf{E}}_{-3} & \cdots & \underline{\mathbf{E}}_{-9} & 0 & \cdots & \cdots & \cdots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \cdots & 0 & \cdots & \underline{\mathbf{E}}_9 & \cdots & \underline{\mathbf{E}}_3 & \cdots & \underline{\mathbf{E}}_{-3} & \cdots & \underline{\mathbf{E}}_{-9} & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \underline{\mathbf{E}}_9 & \cdots & \underline{\mathbf{E}}_3 & \cdots & \underline{\mathbf{E}}_{-3} & \cdots & \underline{\mathbf{E}}_{-9} & \cdots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & 0 & \cdots & 0 & \cdots & \underline{\mathbf{E}}_9 & \cdots & \underline{\mathbf{E}}_3 & \cdots & \underline{\mathbf{E}}_{-3} & \underline{\mathbf{E}}_{-5} \\ 0 & 0 & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & 0 & \cdots & 0 & \cdots & \cdots & 0 & \underline{\mathbf{E}}_9 & \cdots & \underline{\mathbf{E}}_3 & \underline{\mathbf{E}}_1 \\ 0 & 0 & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & 0 & \cdots & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 & 0 & \underline{\mathbf{E}}_9 & \underline{\mathbf{E}}_7 \end{bmatrix} \quad (5.122)$$

L'équation :

$$\underline{\mathbf{E}} \cdot \underline{\mathbf{I}} = \underline{\mathbf{C}} \cdot \Omega, \quad (5.123)$$

## 5.2 Différentes méthodes de calcul des courants statoriques

admet pour solution optimale :

$$\underline{\mathbf{I}} = \underline{\mathbf{E}}^{T*} \cdot (\underline{\mathbf{E}} \cdot \underline{\mathbf{E}}^{T*})^{-1} \cdot \underline{\mathbf{C}} \cdot \Omega \quad \text{avec} \quad \underline{\mathbf{C}} = \frac{1}{3} (\underline{\mathbf{C}}_{em-1-des} - \underline{\mathbf{C}}_d) \quad (5.124)$$

Le courant ainsi obtenu est l'optimum avec  $M$  composantes harmoniques. En augmentant le nombre d'harmoniques, on converge vers les composantes harmoniques de la solution :

$$\mathbf{i}_{opt-1} = \frac{(\underline{\mathbf{C}}_{em-1-des} - \underline{\mathbf{C}}_d) \cdot \mathbf{e}_{3f} \cdot \Omega}{\mathbf{e}_{3f}^T \cdot \mathbf{e}_{3f}} \quad (5.125)$$

Il est intéressant de remarquer qu'avec cette méthode il est possible d'éliminer certains harmoniques de courant. Imaginons que la machine soit couplée en étoile, les harmoniques de courant multiples de 3 ne doivent donc pas être présents dans la solution. Le vecteur  $\underline{\mathbf{I}}$  comprendra les harmoniques de rang  $-23, -19, -17, -13, -11, -7, -5, -1, 1, 5, 7, 11, 13, 17, 19, 23$  et la matrice  $\underline{\mathbf{E}}$  sera semblable à la précédente privée des colonnes 2, 5, 8, 11, 14, 17, 20, 23. La solution optimale donnée par la formule  $\underline{\mathbf{I}} = \underline{\mathbf{E}}^{T*} \cdot (\underline{\mathbf{E}} \cdot \underline{\mathbf{E}}^{T*})^{-1} \cdot \underline{\mathbf{C}} \cdot \Omega$  avec  $\underline{\mathbf{C}} = \frac{1}{3} (\underline{\mathbf{C}}_{em-1-des} - \underline{\mathbf{C}}_d)$  donnera la meilleure solution pour un couplage étoile. En augmentant le nombre d'harmoniques cette solution converge vers les composantes harmoniques de la solution :

$$\mathbf{i}_{opt-2} = \frac{(\underline{\mathbf{C}}_{em-1-des} - \underline{\mathbf{C}}_d) \cdot (\mathbf{e}_{3f} - \mathbf{u}_1^T \cdot \mathbf{e}_{3f} \cdot \frac{\mathbf{u}_1}{3}) \cdot \Omega}{\sum_{k=1}^3 e_{kf}^2 - \frac{\left(\sum_{k=1}^3 e_{kf}\right)^2}{3}} \quad (5.126)$$

**Exemple important** Considérons le cas d'une machine à distribution sinusoïdale de champ pour laquelle :

$$e_{af} = -p_1 \cdot \Omega \cdot \Phi_{f0} \cdot \sin(p_1 \cdot \theta) = \frac{jp_1 \cdot \Omega \cdot \Phi_{f0}}{2} \left( -e^{-jp_1 \cdot \theta} + e^{jp_1 \cdot \theta} \right) \quad (5.127)$$

Alors :

$$\underline{\mathbf{E}} = \frac{jp_1 \cdot \Omega \cdot \Phi_{f0}}{2} \begin{bmatrix} 1 & -1 \end{bmatrix}, \underline{\mathbf{E}} \cdot \underline{\mathbf{E}}^{T*} = \frac{1}{2} (p_1 \cdot \Omega \cdot \Phi_{f0})^2, \underline{\mathbf{C}} = \frac{C_{em-1-des}}{3} \quad \text{et} \quad \underline{\mathbf{C}}_d = 0 \quad (5.128)$$

soit :

$$\underline{\mathbf{I}} = \frac{jp_1 \cdot \Omega \cdot \Phi_{f0}}{2} \begin{bmatrix} -1 \\ 1 \end{bmatrix} \cdot \frac{1}{\frac{1}{2} (p_1 \cdot \Omega \cdot \Phi_{f0})^2} \cdot \frac{C_{em-1-des}}{3} \cdot \Omega = \frac{C_{em-1-des}}{3p_1 \cdot \Phi_{f0}} \begin{bmatrix} -j \\ j \end{bmatrix} \quad (5.129)$$

d'où :

$$i_a = \frac{-2C_{em-1-des}}{3p_1 \cdot \Phi_{f0}} \left( \frac{e^{jp_1 \cdot \theta} - e^{-jp_1 \cdot \theta}}{2j} \right) = \frac{-C_{em-1-des}}{K_{abc}} \sqrt{2} \sin(p_1 \cdot \theta) = -I_{ref} \sqrt{2} \sin(p_1 \cdot \theta) \quad (5.130)$$

**Remarques** Le terme constant du DSF du couple s'écrit :

$$\underline{\mathbf{C}}_{a,0} = \frac{1}{\Omega} \sum_{k=-L_{Max}}^{L_{Max}} \underline{\mathbf{E}}_{a,k} \cdot \underline{\mathbf{I}}_{a,-k} \quad (5.131)$$

Obtenir un couple constant revient à imposer ce terme et annuler tous les harmoniques de couple de rang multiple de 6 ou de 3 selon qu'il y ait des symétries ou non (ou couple de détente

près).

Les harmoniques de courant et de f.c.e.m de même rang contribuent au terme  $\underline{C}_{a,0}$ . Pour obtenir un couple constant, il est donc suffisant d'avoir  $M_{max} = L_{max}$ .

**Discussion** A quelles conditions des courants sinusoïdaux peuvent-ils créer un couple constant ? A quelles conditions des courants comportant des harmoniques de rang  $-(2k \pm 1), \dots, -3, -1, 1, 3, \dots, (2k \pm 1)$  peuvent-ils créer un couple constant ?

Un courant sinusoïdal comporte les deux harmonique de rang  $\pm 1$  qui vont créer des harmoniques de couple de rang 0 avec le fondamental de la f.c.e.m, et des harmoniques de couple de rang  $\pm 3$  ou  $\pm 6$  si les f.c.e.m contiennent des harmoniques de rang  $\pm 3q \pm 1$  ou  $\pm 6q \pm 1$ .

Les deux inconnues sont les harmoniques de courant, et les équations à respecter sont  $\underline{C}_{a,0} = \frac{C_{em-1-des}}{3}$  d'une part et tous les harmoniques de couple produits par l'interaction entre le fondamental du courant et les harmoniques de f.c.e.m de rang  $\pm 3q \pm 1$  ou  $\pm 6q \pm 1$ , soit :  $\underline{C}_{a,\pm 3q}$  ou  $\underline{C}_{a,\pm 6q} = 0$  d'autre part. Comme il n'est pas possible d'imposer plus qu'une contrainte avec seulement deux harmoniques de courant, les seules situations envisageables sont celles pour lesquelles les f.c.e.m ne comportent pas d'harmonique de rang  $\pm 3q \pm 1$  (pas de symétrie dans les f.c.e.m) ou  $\pm 6q \pm 1$  (symétrie dans les f.c.e.m).

**Exemple** Une machine comportant les harmoniques  $-9, -7, -5, -3, -1, 1, 3, 5, 7, 9$  dans ses f.c.e.m ne pourra pas produire un couple constant avec un courant sinusoïdal pur car il y aura création d'un harmonique de couple de rang 6 ( $\pm 6 = \pm(7 - 1) = \pm(5 + 1)$ ). Par contre ce sera possible si les f.c.e.m ne contiennent que des harmoniques de rang multiple de trois.

En poussant le raisonnement, des courants comportant des harmoniques de rang  $-3, -1, 1, 3$  (4 inconnues) pourront donner un couple constant si les équations à respecter concernent les harmoniques de couple de rang  $-3, 0, 3$  (pas de symétrie dans les f.c.e.m) ou  $-6, 0, 6$  (symétrie dans les f.c.e.m) : dans les deux cas il n'y a que 3 équations à respecter. Les harmoniques de couple de rang  $\pm 3q$  pour  $q \geq 2$  ou  $\pm 6q$  pour  $q \geq 2$  ne pourront pas être annulés et doivent être naturellement nuls ce qui impose que la f.c.e.m ne doive pas contenir d'harmoniques de rang  $\pm(3q \pm 1)$  et  $\pm(3q \pm 3)$  pour  $q \geq 2$  ou  $\pm(6q \pm 1)$  et  $\pm(6q \pm 3)$  pour  $q \geq 2$ .

Par exemple la même machine ne pourra pas produire un couple constant avec un courant comportant un fondamental et un harmonique 3 car il y aurait présence d'harmonique de couple de rang 12 ( $\pm 12 = \pm(9 + 3)$ ).

Dans le cas général, si les courants comportent des harmoniques de rang  $-(2k \pm 1), \dots, -3, -1, 1, 3, \dots, (2k \pm 1)$  (soit  $2k$  inconnues), ils pourront donner un couple constant si les équations à respecter concernent les harmoniques de couple de rang  $-6(k - 1), \dots, -12, -6, 0, 6, 12, \dots, 6(k - 1)$  (symétries dans les f.c.e.m) soit  $2k - 1$  équations. Les harmoniques de couple de rang  $\pm 6$  pour  $q \geq k$  ne pourront pas être annulés et doivent être naturellement nuls ce qui impose que la f.c.e.m ne doit pas contenir d'harmoniques de rang  $\pm(6q \pm 1), \pm(6q \pm 3), \dots, \pm(6q \pm (2k + 1))$  pour  $q \geq k$ . Si la f.c.e.m ne présente pas de symétrie, elle ne doit pas contenir d'harmoniques de rang  $\pm(3q \pm 1), \pm(3q \pm 3), \dots, \pm(3q \pm (2k + 1))$  pour  $q \geq k$ .

### 5.3 Résultats de simulation

Pour évaluer et comparer ces différentes approches développées dans les sections précédentes, nous allons présenter quelques résultats de la simulation pour trois types connues de la MSAP : sinusoïdale, trapézoïdale et non sinusoïdale. A noter que toutes les variables sont montrées en grandeurs réduites et que le couple constant désiré est fixé à 1.5 dans toutes les simulations. Le tableau 5.1 synthétise les équations utilisées pour calculer les courants dans chaque méthode développée.

### 5.3 Résultats de simulation

Tableau 5.1 – Propriété de différentes méthodes et expressions utilisées pour obtenir des courants

No	Alimentation	Propriété
Sinus	sinusoïdale	Non optimale avec les machines non-sinusoïdales
1	$\mathbf{i}_{opt-0} = \frac{(C_{em-1-des}-C_d(\theta)) \cdot \Omega}{e_{nf}^T \cdot \mathbf{S}} \cdot \mathbf{S}$	Optimum sans courant homopolaire
2	$\mathbf{i}_{opt-1} = \frac{(C_{em-1-des}-C_d) \cdot \mathbf{e}_{nf} \cdot \Omega}{\mathbf{e}_{nf}^T \cdot \mathbf{e}_{nf}}$	Optimum absolu (avec courant homopolaire)
3	$\mathbf{i}_{opt-2} = \frac{(p-C_d \cdot \Omega) \cdot (\mathbf{e}_{nf} - \mathbf{u}_1^T \cdot \mathbf{e}_{nf} \cdot \frac{\mathbf{u}_1}{n})}{\sum_{k=1}^n e_{kf}^2 - \left( \frac{\sum_{k=1}^n e_{kf}}{n} \right)^2}$	Optimum sans courant homopolaire
4	$\mathbf{i}_{opt-2} = \frac{(C_{em-1-des}-C_d) \cdot (\mathbf{e}_{nf} - \mathbf{u}_1^T \cdot \mathbf{e}_{nf} \cdot \frac{\mathbf{u}_1}{n}) \cdot \Omega}{(\mathbf{e}_{nf} - \mathbf{u}_1^T \cdot \mathbf{e}_{nf} \cdot \frac{\mathbf{u}_1}{n})^T \cdot (\mathbf{e}_{nf} - \mathbf{u}_1^T \cdot \mathbf{e}_{nf} \cdot \frac{\mathbf{u}_1}{n})}$	Optimum sans courant homopolaire (géométrie)
5	$\mathbf{I}_{DSF} = \mathbf{I} = \mathbf{E}^{T*} \cdot (\mathbf{E} \cdot \mathbf{E}^{T*})^{-1} \cdot \mathbf{C} \cdot \Omega$	Optimum par harmoniques individuels

#### 5.3.1 Machines à distribution sinusoïdale

La figure 5.3 montre le flux et la f.c.e.m d'une machine à distribution sinusoïdale. Les figures 5.4 et 5.5 illustrent les résultats obtenus avec toutes les approches. On constate que les 5 approches développées donnent un couple constant avec une même perte Joule. Cela est tout à fait normal car si l'on ne prenait que les trois composantes fondamentales de la f.c.e.m, on obtiendrait la même expression des courants.

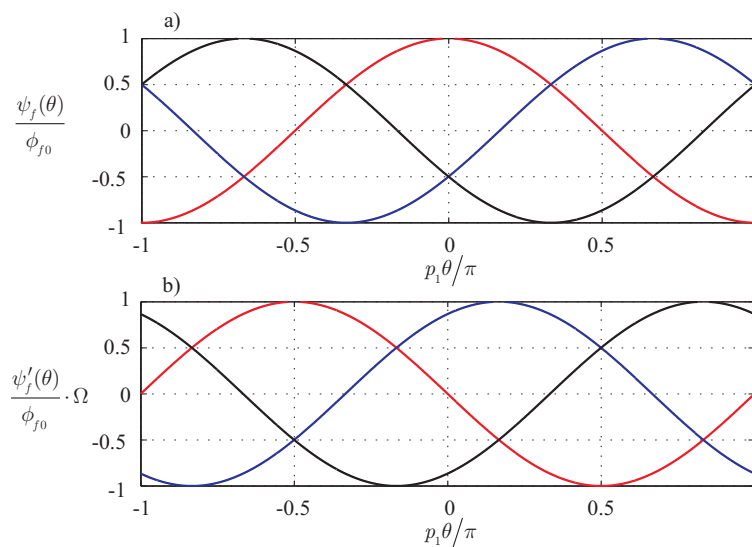


Figure 5.3 – Machine à distribution sinusoïdale (en grandeurs réduites) : a) flux ; b) f.c.e.m

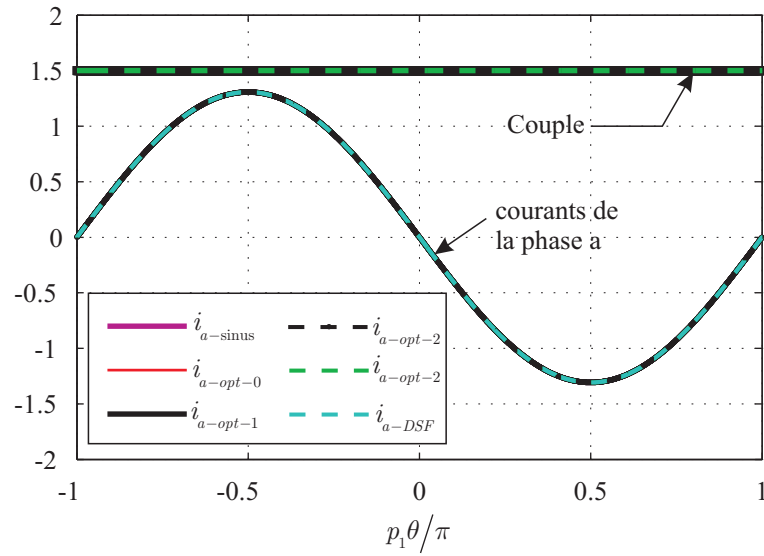


Figure 5.4 – Couples électromagnétiques désiré et courants de phase  $a$  obtenus avec les différentes approches. Remarques sur des notations :  $i_{a-sin}$  courant sinusoïdal,  $i_{opt1}$  : première approche ;  $i_{opt2}$  : deuxième approche ;  $i_{opt3}$  : troisième approche ;  $i_{opt4}$  : quatrième approche ;  $i_{opt5}$  : cinquième approche

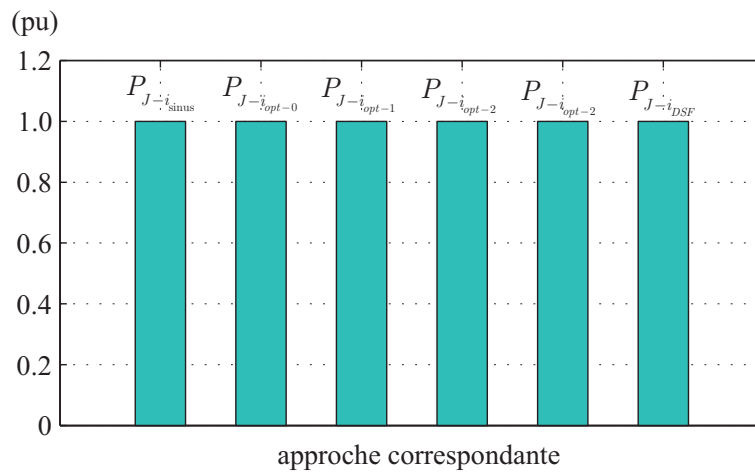


Figure 5.5 – pertes par effet Joules liées à chaque approche correspondante



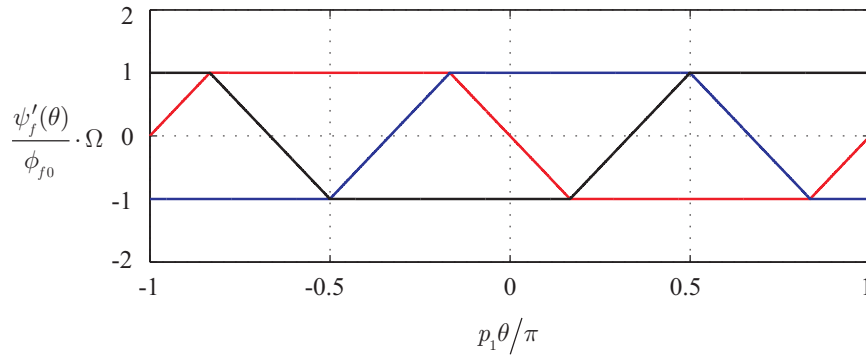


Figure 5.6 – Machine à distribution trapézoïdale (en grandeur réduite)

#### 5.3.2 Machines à distribution trapézoïdale

La figure 5.6 montre les f.c.e.m dans le cas d'une machine trapézoïdale ayant la largeur du creux  $\frac{2\pi}{3}$ . La figure 5.7 montre le résultat obtenu en alimentant les courants statorique par des creux. Entre 0 et  $\pi/6$ , le couple du moteur est développé par la phase *c*. Entre  $\pi/6$  et  $5\pi/6$ , le couple du moteur est développé par la phase *a*. Entre  $5\pi/6$  et  $3\pi/2$ , le couple du moteur est développé par la phase *b*. Finalement, le couple total développé par le moteur reste constant.

Les figure 5.8, figure 5.9, figure 5.10 et figure 5.11 montrent les résultats obtenus par les approches de numéro 1, 2, 3, 4 respectivement. Nous voyons que toute les méthodes résultent un couple électromagnétique constant désiré mais la différence de ces approches est montrée dans la figure 5.12 au niveau de la perte Joule. On peut conclure que la solution donnée par l'équation (5.39) est une solution optimale absolue car les pertes par effet Joule sont minimales. Les approches 1 et 3 donnent un résultat très proche (pas tout à fait similaire). L'approche 4 est une représentation géométrique de l'approche 3, aussi elles donnent le même résultat. L'alimentation par des créneaux de courant donne un couple constant mais avec une perte par effet Joule élevée car le courant n'a pas été maîtrisé pendant l'intervalle où il est nul. En utilisant les courants dans les approches 1, 3 et 4 la perte Joule est augmentée de 4%, et de 15% avec des courants classiques en créneaux.

Avec des machines à distribution trapézoïdale, l'utilisation de développement par série de Fourier présenté dans le cinquième approche n'est pas adéquate car il faudra d'abord analyser le spectre des harmoniques de la f.c.e.m. Cela entraîne une augmentation du coût de calcul. Dans le cas où la f.c.e.m est bien définie, nous pouvons utiliser cette approche pour obtenir des courants optimaux avec un bon résultat. Cela est présenté dans la section suivante avec les résultats sur une machine étudiée à distribution non sinusoïdale.

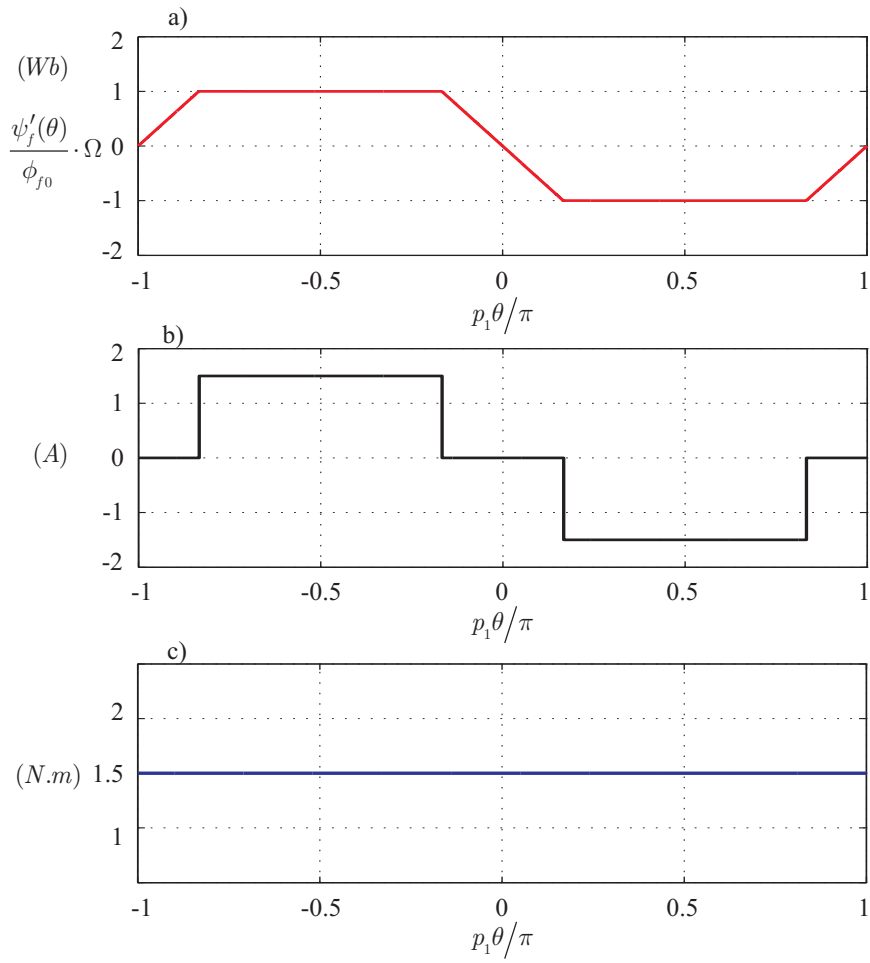


Figure 5.7 – Couple électromagnétique obtenu avec l'alimentation des courants en créneaux : a) f.c.e.m ; b) courant en créneau de la phase  $a$  ; c) couple électromagnétique obtenu

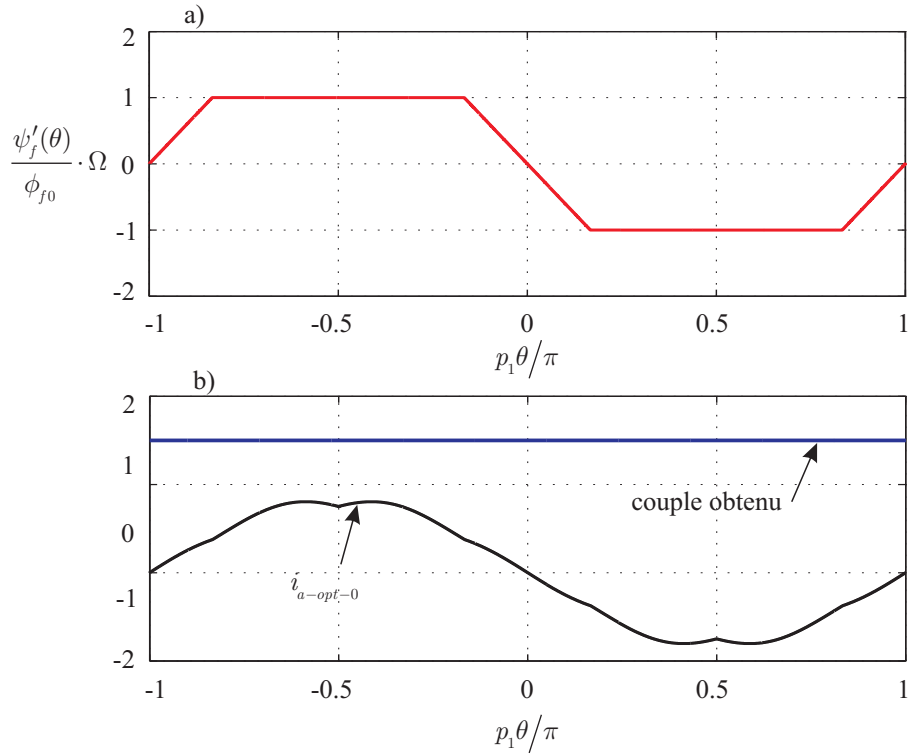


Figure 5.8 – Couple électromagnétique obtenu avec l'alimentation par des courants  $\mathbf{i}_{opt-0}$  : a) f.c.e.m ; b) courant de la phase  $a$  et couple électromagnétique obtenu

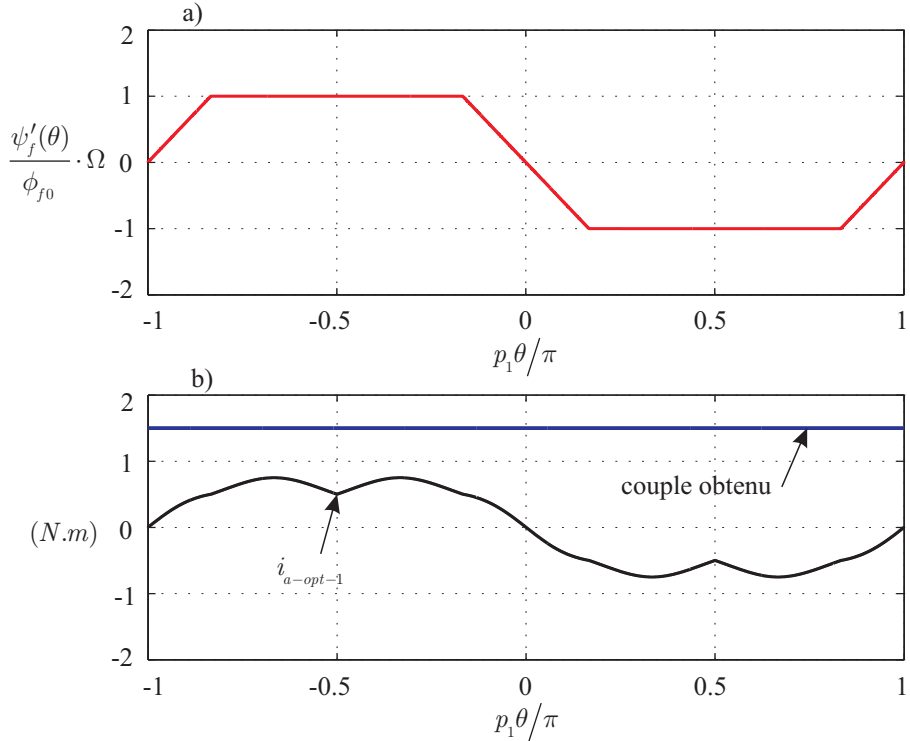


Figure 5.9 – Couple électromagnétique obtenu avec l'alimentation par des courants  $\mathbf{i}_{opt-1}$  : a) f.c.e.m ; b) courant de la phase  $a$  et couple électromagnétique obtenu

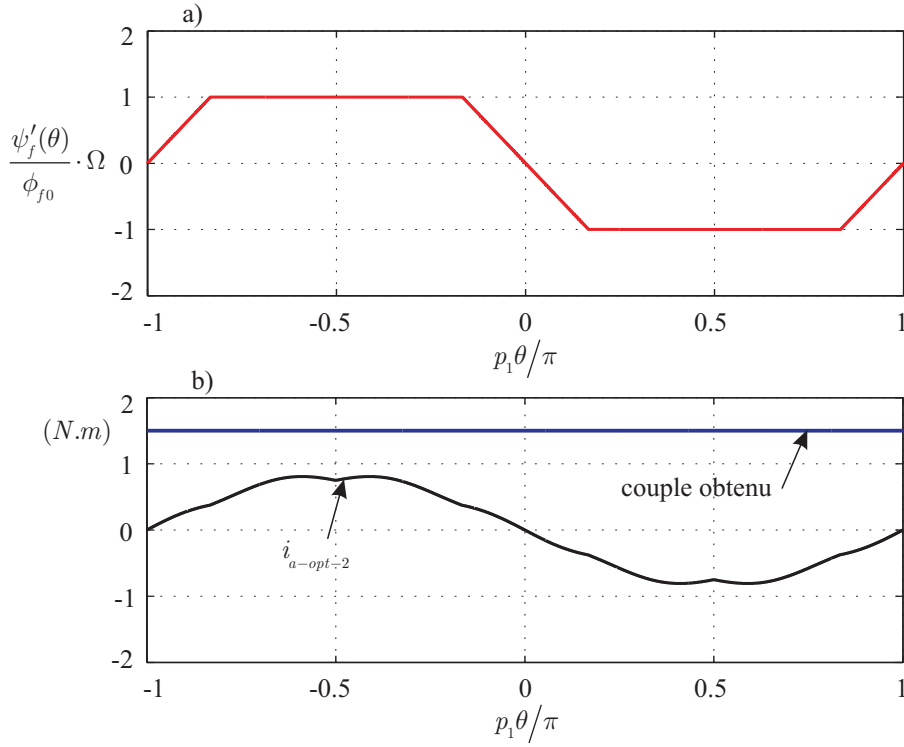


Figure 5.10 – Couple électromagnétique obtenu avec l'alimentation par des courants  $i_{opt-2}$  : a) f.c.e.m ; b) courant de la phase  $a$  et couple électromagnétique obtenu

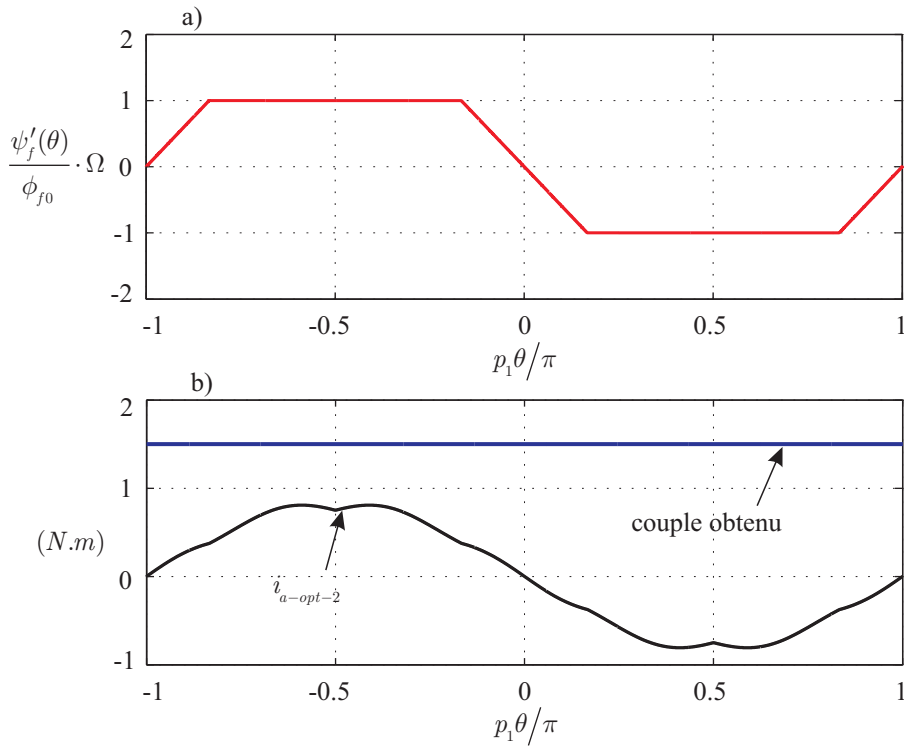


Figure 5.11 – Couple électromagnétique obtenu avec l'alimentation par des courants  $i_{opt-2}$  (quatrième approche par géométrie) : a) f.c.e.m ; b) courant de la phase  $a$  et couple électromagnétique désiré

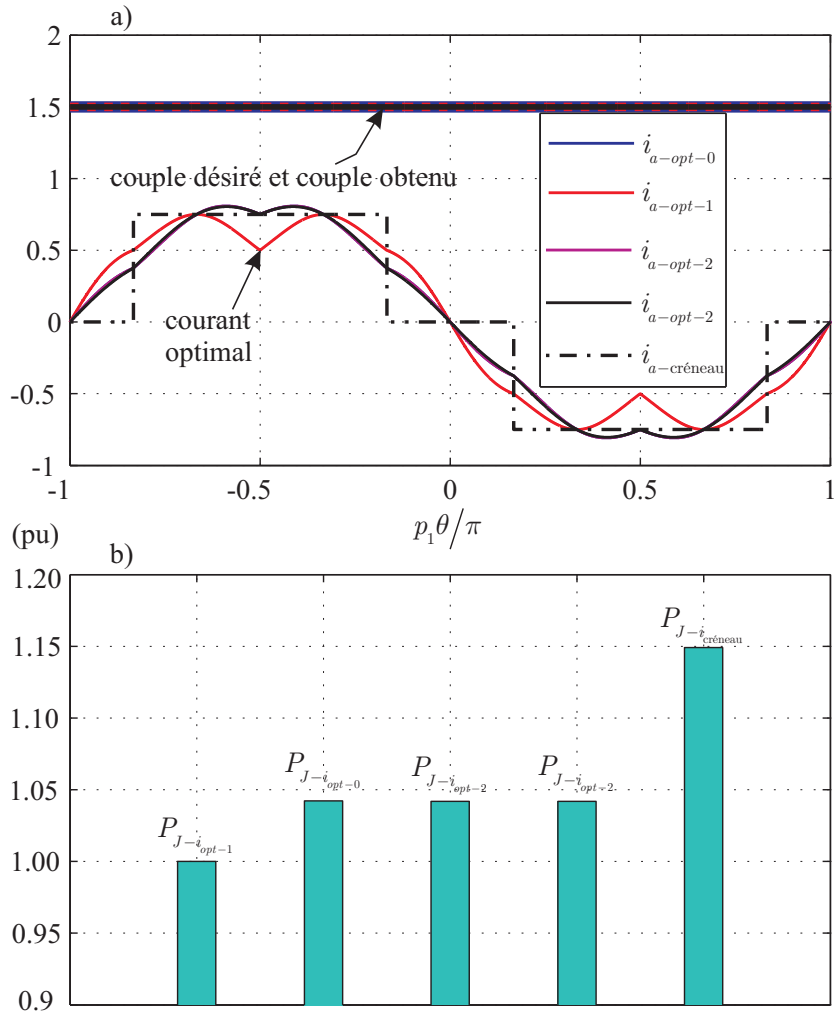


Figure 5.12 – Couple électromagnétique obtenu avec l'alimentation des courants : a) Différents courants obtenus par plusieurs approches et couple électromagnétique désiré ; b) pertes par effet Joule obtenues avec ces approches correspondantes,  $P_{J-i_{opt-1}}$  est la plus faible,  $P_{J-i_{opt-créneau}}$  est la plus grande (il est à noter que  $P_{J-i_{opt-2}}$  est plus faible que  $P_{J-i_{opt-0}}$ )

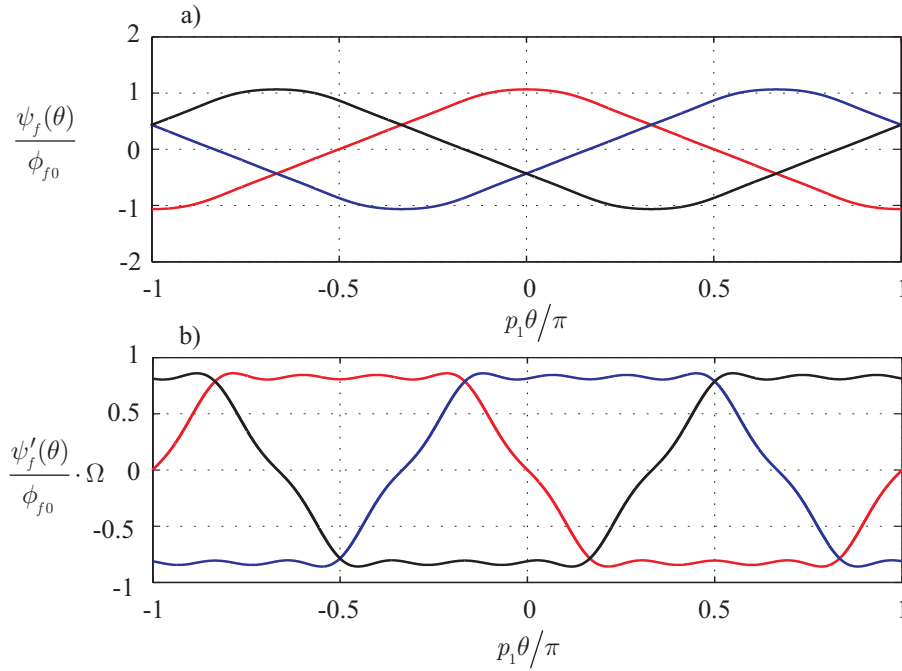


Figure 5.13 – Machine à distribution non sinusoïdale (en grandeurs réduites) : a) flux ; b) f.c.e.m

### 5.3.3 Machines à distribution non sinusoïdale

La figure 5.13 montre les formes d'onde (le flux et les f.c.e.m) de la machine dont les paramètres sont données par l'expression (5.132) où les coefficients  $\phi_{fi}$  sont trouvés dans l'annexe B des paramètres de la machine étudiée.

$$\begin{aligned}\psi_{f-a}(\theta) &= \phi_{f1} \cos(p_1\theta) + \phi_{f3} \cos(3p_1\theta) + \phi_{f5} \cos(5p_1\theta) + \phi_{f7} \cos(7p_1\theta) + \phi_{f9} \cos(9p_1\theta) \\ \psi'_{f-a}(\theta) &= -p_1\phi_{f1} \sin(p_1\theta) - 3p_1\phi_{f3} \sin(3p_1\theta) - 5p_1\phi_{f5} \sin(5p_1\theta) - 7p_1\phi_{f7} \sin(7p_1\theta) \\ &\quad - 9p_1\phi_{f9} \sin(9p_1\theta)\end{aligned}\quad (5.132)$$

La figure 5.14 a) présente les courants obtenus avec les différentes méthodes présentées dans les sections précédentes. Il est remarquable que, bien que les formes des courants soient différentes, ils produisent le même couple constant désiré. A noter encore ici qu'avec l'alimentation par des courants purement sinusoïdaux, le couple oscille avec une amplitude  $\Delta C_{em} = 0.093$  Nm (soit 6,2% du couple de référence). Cette oscillation est importante et n'est pas acceptable pour beaucoup d'applications où l'on exige de bien meilleures performances.

La figure 5.14 b) compare les pertes par effet Joule obtenues par ces différentes méthodes montrées dans la figure 5.14 a). En observant cette figure, nous voyons que le courant  $i_{opt-1}$  (pas de contrainte sur l'homopolaire) est bien l'optimale absolue. Les autres méthodes donnent aussi un couple constant mais elles ne sont pas optimisées au niveau des pertes par effet Joule dans la machine. Nous avons vu que si le nombre d'harmonique pris dans la méthode avec DSF tend vers l'infini, alors cette approche converge vers la solution optimale.

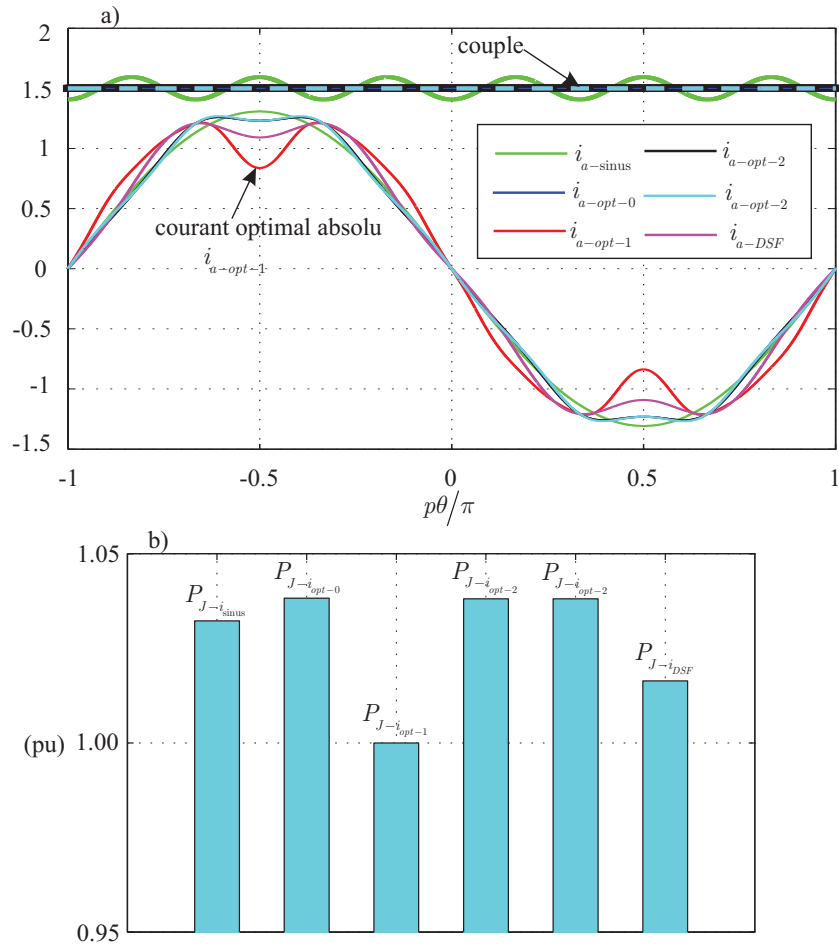


Figure 5.14 – a) Différents courants obtenus par plusieurs approches (le dernier obtenu avec un nombre d’harmonique identique à celui des f.c.e.m) et couple électromagnétique désiré ; b) pertes par effet Joule obtenues avec ces approches correspondantes. La barre  $P_{J-i_{sinus}}$  correspond au cas sinusoïdal ; la barre  $P_{J-i_{opt-1}}$  présente les pertes avec le courant optimal absolu (avec homopolaire) ; les barres  $P_{J-i_{opt-0}}$   $P_{J-i_{opt-2}}$  correspondent à l’optimal avec contraintes (courant homopolaire nul, pertes augmentées de 4%) ; la barre  $P_{J-i_{DSF}}$  montre les pertes avec l’approche basée sur le DSF où les harmoniques de courant sont en nombre limité (pertes augmentées de 2%)

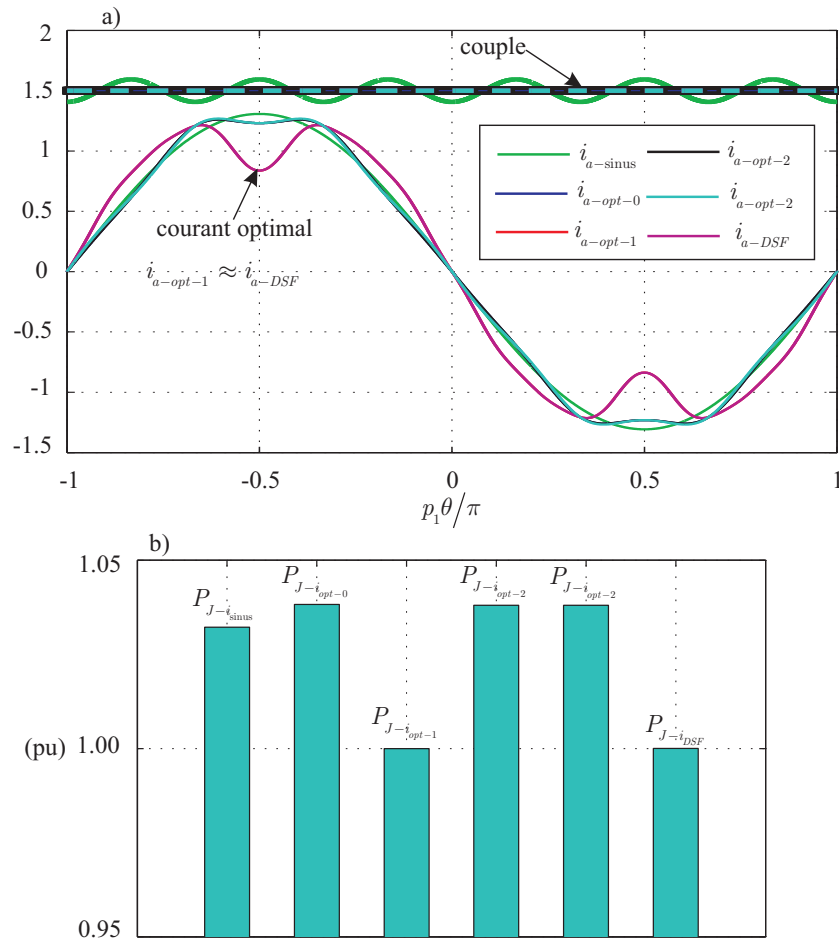


Figure 5.15 – a) courants obtenus par plusieurs approches et couple électromagnétique désiré. A noter que le courant  $i_{DSF}$  est obtenu avec des harmoniques de courant pris jusqu’au rang 23, ce qui élimine les harmoniques de couple jusqu’au rang 30. Les courants  $i_{opt-1}$  et  $i_{DSF}$  sont confondus ; b) pertes par effet Joule liées à chaque méthode présentée dans la figure 5.15 a)

La figure 5.15 a) montre le résultat donné par la méthode du DSF dans le cas où les harmoniques des courants sont d’ordres 1, 3, 5, 7, 11, 13, 15, 17, 19, 21, 23. Nous observons que les deux courants  $i_{opt-2}$  et  $i_{opt-5}$  sont presque confondus. Nous voyons sur la figure 5.15 b) que nous pouvons conclure que les deux solutions sont optimales.



## 5.4 Commande neuronale de la machine synchrone

### 5.4.1 Schéma de commande neuronale en couple

Les idées principales pour la commande en couple viennent de l'observation attentive des formules des courants optimisés. Nous les rappelons ici :

•

$$\mathbf{i}_{opt-0} = \frac{(C_{em-1-des} - C_d(\theta)) \cdot \Omega}{\mathbf{e}_{nf}^T \cdot \mathbf{S}} \cdot \mathbf{S}, \quad (5.133)$$

qui se peut s'écrire :

$$\mathbf{i}_{opt-0} = k_0(p_1\theta) \cdot \frac{\mathbf{e}_{1-nf}}{\Omega}, \quad (5.134)$$

où  $\mathbf{e}_{1-nf}$  le vecteur des composantes fondamentales des forces électromotrices. Pour chaque phase de la machine le courant optimal correspondant est le produit d'un scalaire  $k_0(p_1\theta)$  et de la composante fondamentale de la dérivée du flux inducteur dans la phase correspondante.

$$\mathbf{i}_{opt-1} = \frac{(C_{em-1-des} - C_d) \cdot \Omega}{\mathbf{e}_{nf}^T \cdot \mathbf{e}_{nf}} \cdot \mathbf{e}_{nf} \quad (5.135)$$

qui peut aussi s'écrire :

•

$$\mathbf{i}_{opt-1} = k_1(p_1\theta) \cdot \frac{\mathbf{e}_{nf}}{\Omega}, \quad (5.136)$$

où  $\mathbf{e}_{nf}$  est le vecteur des forces électromotrices. Pour chaque phase de la machine le courant optimal correspondant est le produit d'un scalaire  $k_1(p_1\theta)$  et de la dérivée du flux inducteur dans la phase correspondante.

•

$$\mathbf{i}_{opt-2} = \frac{(C_{em-1-des} - C_d) \cdot \Omega}{\mathbf{e}'_{nf}{}^T \cdot \mathbf{e}'_{nf}} \cdot \mathbf{e}'_{nf}, \quad (5.137)$$

qui peut aussi s'écrire :

$$\mathbf{i}_{opt-2} = k_2(p_1\theta) \cdot \frac{\mathbf{e}'_{nf}}{\Omega} \quad (5.138)$$

où  $\mathbf{e}'_{nf}$  le vecteur des forces électromotrices privées de leur composante homopolaire. Pour chaque phase de la machine le courant optimal correspondant est le produit d'un scalaire  $k_2(p_1\theta)$  et de la dérivée du flux inducteur dans la phase correspondante privée de ses composantes harmoniques de rang multiple de trois.

La structure de la figure 5.16 de la commande neuronale du couple de la machine synchrone découle de ces observations, et selon la stratégie choisie (en fonction des possibilités de l'onduleur et du couplage de la machine) les fonctions  $k_0(p_1\theta)$ ,  $k_1(p_1\theta)$  ou  $k_2(p_1\theta)$  seront apprises et synthétisées par le réseau ADALINE du contrôleur de couple. Le vecteur  $\frac{d\phi}{d\theta}$  a été estimé à l'aide un réseau ADALINE dans une expérience spécifique montrée au paragraphe 5.5.1. Il y a donc trois stratégies :

**i) stratégie 0** Seule la composante fondamentale de la dérivée du flux est utilisée. Cette stratégie peut être utilisée pour toutes les machines et tous les couplages avec ou sans neutre connecté.

**ii) stratégie 1** La dérivée du flux est utilisée complètement avec toutes ses composantes harmoniques. Cette stratégie peut être utilisée pour les machines couplées en étoile avec connexion du neutre qui ont des composantes harmoniques multiples de trois dans leur f.c.e.m, ou toutes les machines qui supportent un courant homopolaire.

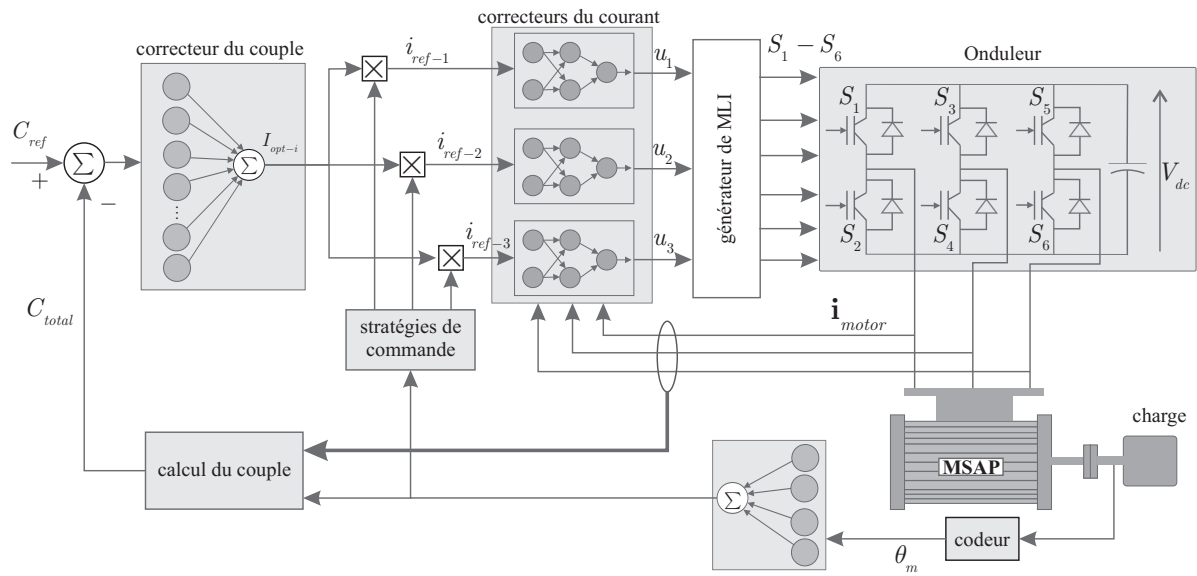


Figure 5.16 – Commande neuronale en couple d'un moteur synchrone

iii) **stratégie 2** la dérivée du flux est utilisée sans ses composantes harmoniques de rang multiple de trois. Cette stratégie peut être utilisée pour toute machine couplée en étoile sans connexion du neutre.

Dans le schéma de la figure 5.16, le contrôleur de couple agit comme un intégrateur (algorithme LMS) pour fournir la bonne valeur de  $k_i(p_1\theta)$ , avec  $i = 0, 1, 2$  (selon la stratégie adoptée) nécessaire pour produire le couple souhaité (le couple de détente est négligé).

Pour les simulations suivantes, plusieurs situations sont envisagées : premièrement le cas d'une première machine, notée machine A avec des f.c.e.m symétriques et non sinusoïdales comme dans le paragraphe 5.3.3. Le deuxième cas d'une autre machine, notée machine B, avec des f.c.e.m dissymétriques et non sinusoïdales que nous avons caractérisée expérimentalement au paragraphe 5.5.1. Pour toutes ces simulations la vitesse de rotation est maintenue constante et seuls les contrôleurs neuronaux de couple et de courant sont testés.

### 5.4.1.1 Machine A avec des f.c.e.m symétriques et non sinusoïdales

Les résultats des trois stratégies de commande en couple sont montrés dans la figure 5.17. La convergence de l'algorithme d'apprentissage est rapide et les courants obtenus après convergence sont bien comparables à ceux obtenus dans le paragraphe 5.2. Les couples sont bien conformes au couple désiré comme le montre la figure 5.17 d). La figure 5.17 c) montre les courants avec les stratégies 0, 1 et 2. La stratégie 0, donne un résultat sensiblement équivalent à la stratégie 2. La figure 5.17 b) montre les courbes des variables  $k_i$  avec  $i = 0, 1, 2$  obtenus avec chaque stratégie de commande.

### 5.4.1.2 Machine B avec des f.c.e.m dissymétriques et non sinusoïdales

Sur cette machine, c'est en grande partie à cause de la composante homopolaire que les f.c.e.m ne sont pas sinusoïdales. En conséquence il y a une différence importante entre le courant optimisé avec ou sans homopolaire. Par contre les courants  $i_{opt-0}$  et  $i_{opt-2}$  sont sensiblement les mêmes et proches d'un courant purement sinusoïdal. Le couple obtenu pour les trois stratégies est proche du couple de référence.

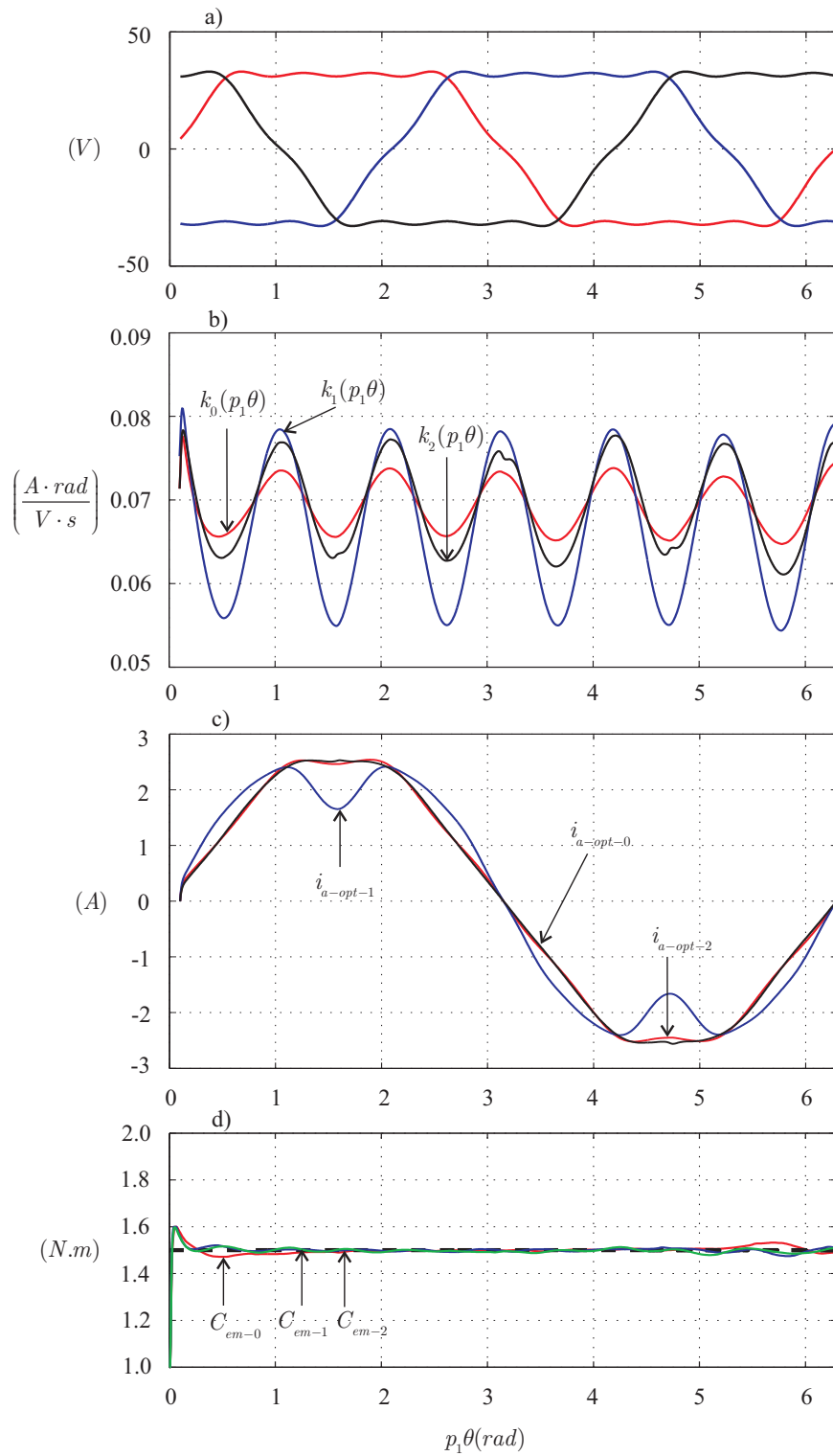


Figure 5.17 – Résultats de la commande du couple neuronale (simulation) : a) f.c.e.m d’une machine trapézoïdale ; b) courbes de  $k_i$  avec  $i = 0, 1, 2$  ; c) courants de référence obtenus avec chaque stratégie ; d) Couple électromagnétique développé avec chaque stratégie

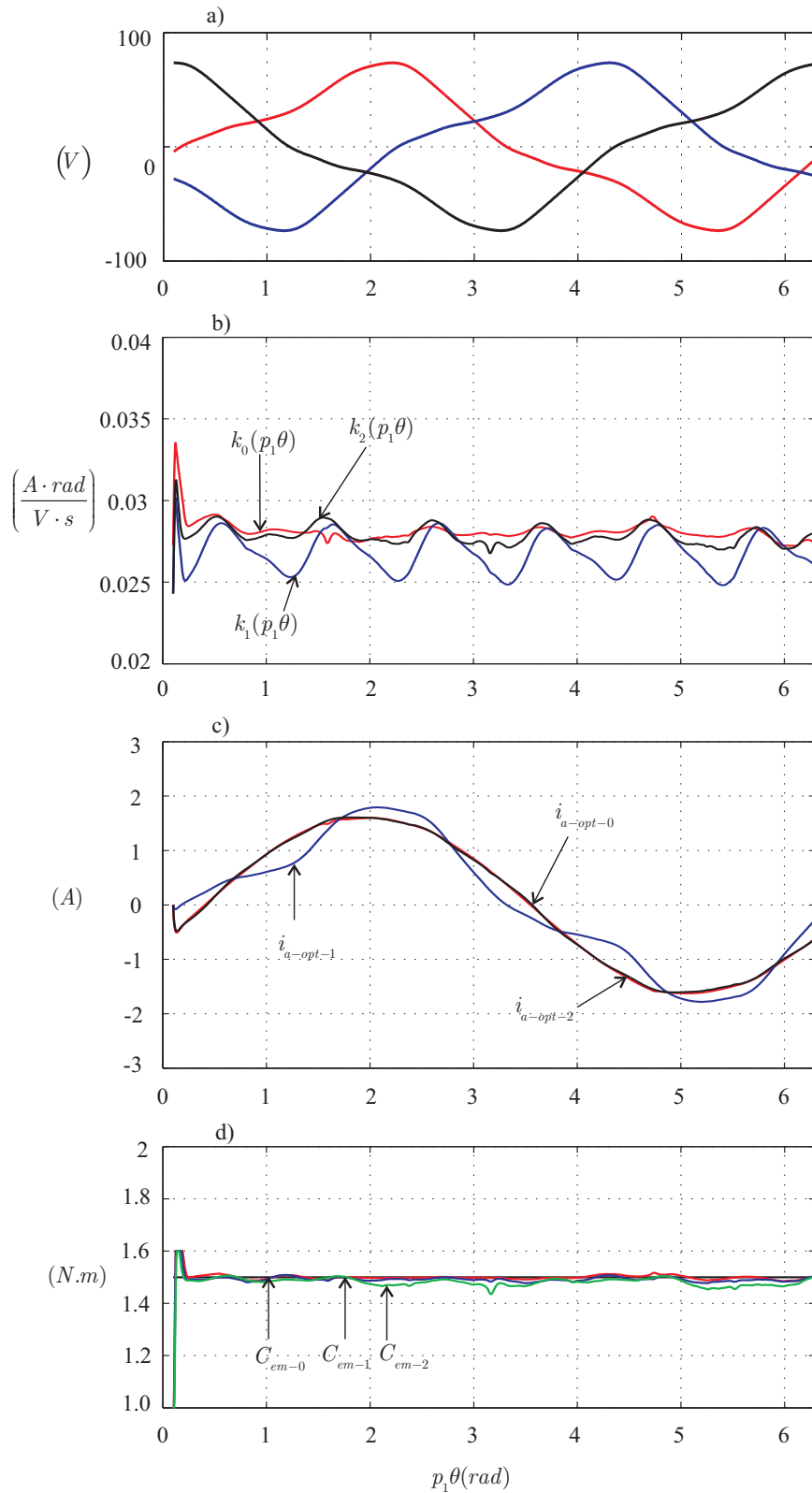


Figure 5.18 – Résultats de la commande du couple neuronale (simulation) : a) f.c.e.m dissymétrique d'une machine non-sinusoidale ; b) courbes de  $k_i$  avec  $i = 0, 1, 2$  ; c) courants de référence obtenus avec chaque stratégie ; d) Couples électromagnétiques dans chaque stratégie

## 5.5 Résultats expérimentaux

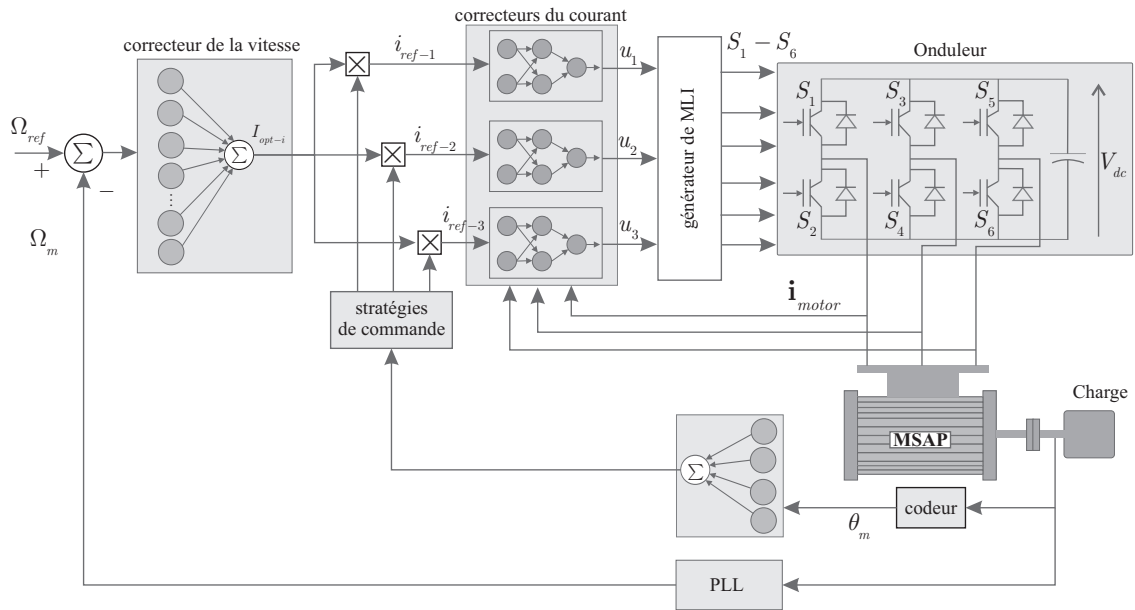


Figure 5.19 – Schéma proposé de commande en vitesse de la machine synchrone

Dans les simulations précédentes, les seules imperfections prises en compte sont les vraies formes d'onde des f.c.e.m. Les imperfections supplémentaires que l'on rencontre expérimentalement n'apparaissent pas, et naturellement les courants obtenus par apprentissage convergent vers les courants théoriques calculables analytiquement. La différence entre ces deux approches est alors très réduite cf figure 5. Le dispositif « *intelligent* » d'apprentissage se comporte vis-à-vis des défauts multiples non pris en compte comme une compensation supplémentaire et dans le paragraphe suivant nous verrons une extension à la commande en vitesse qui a l'avantage de compenser toutes les imperfections supplémentaires.

### 5.4.2 Schéma de commande neuronale en vitesse

La commande en couple présentée dans le paragraphe précédent peut être déclinée en une commande en vitesse comme le montre la figure 5.19. Le réseau ADALINE prend la place du correcteur de vitesse classique ; il assure, une fois la convergence établie que la vitesse est celle souhaitée et à chaque instant. Cela signifie donc que dans ce cas le couple de détente est parfaitement compensé, et que toutes les ondulations de couple de la charge sont également compensées : à chaque instant le couple moteur est égal au couple de charge, en incluant dans celui-ci le couple de détente, un éventuel balourd ou un défaut d'alignement des axes des parties tournantes. C'est bien sûr avec le vrai dispositif expérimental que cette stratégie montre toute sa puissance, en fonctionnement normal d'abord, puis en présence de défaut, si une phase de la machine venait à subir une avarie, ou si un composant de l'onduleur tombait en panne. On étend ainsi les idées développées dans la dernière partie de la référence [156].

## 5.5 Résultats expérimentaux

### 5.5.1 Estimation le rapport $\frac{d\Phi}{d\theta}$

Le schéma du montage permettant l'estimation des forces électromotrices de la machine est montré sur la figure 5.20. Pour cela on entraîne l'arbre du moteur synchrone avec une machine asynchrone qui

a le gros avantage de ne pas posséder de couple de détente. Ainsi la dérivée du flux par rapport à la position est estimée par le schéma de la figure 5.20. La vitesse et la f.c.e.m sont données par des capteurs standards. Ainsi l'allure de la variable dépend de la structure interne (rotor et stator) de la machine et son amplitude est indépendante de la vitesse (aux bruits de mesure des f.c.e.m et de la vitesse près). Après la convergence de l'apprentissage (assez rapide) nous relevons :

$$\begin{aligned} \frac{d\Phi_a}{d\theta} = & -0.2337 \cos(p_1\theta) + 0.5626 \sin(p_1\theta) \\ & + 0.1217 \cos(3p_1\theta) + 0.0602 \sin(3p_1\theta) \\ & - 0.0033 \cos(5p_1\theta) + 0.0071 \sin(5p_1\theta) \\ & + 0.0014 \cos(7p_1\theta) - 0.0028 \sin(7p_1\theta) \\ & + 0.0021 \cos(9p_1\theta) + 0.0053 \sin(9p_1\theta) \\ & + 0.0026 \cos(11p_1\theta) + 0.0034 \sin(11p_1\theta) \\ & - 0.0002 \cos(13p_1\theta) + 0.0003 \sin(13p_1\theta) \\ & + 0.0015 \cos(15p_1\theta) + 0.0001 \sin(15p_1\theta) \end{aligned} \quad (5.139)$$

La présence simultanée des coefficients en cosinus et en sinus indique la dissymétrie de la f.c.e.m.

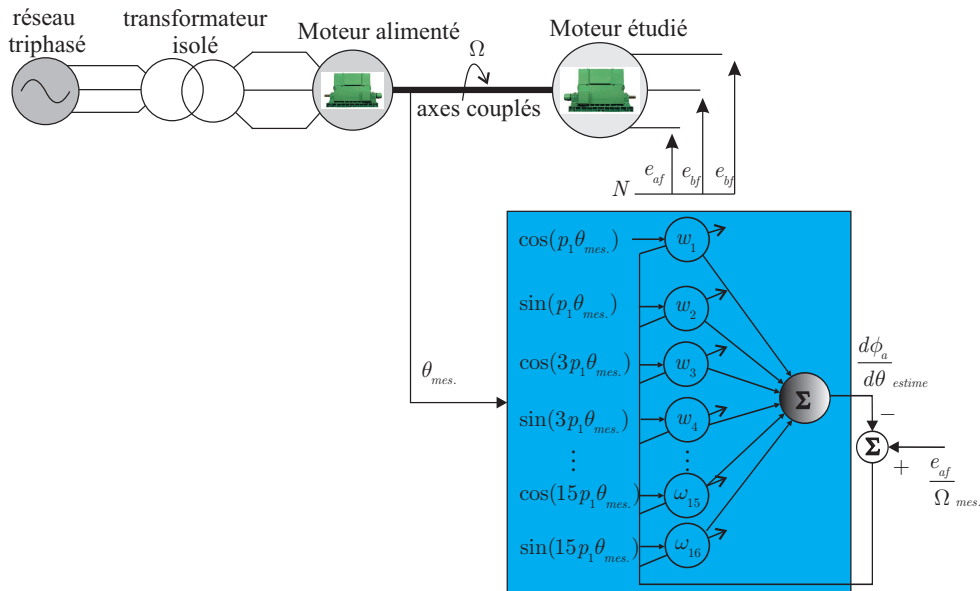


Figure 5.20 – Estimation la dérivée du flux par rapport à la position

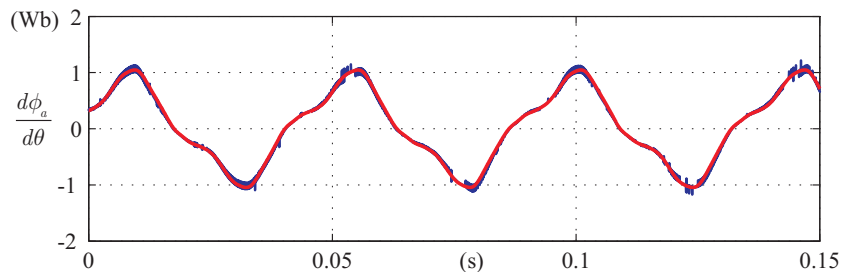


Figure 5.21 – Estimation de  $\frac{d\Phi_a}{d\theta}$  comparaison entre la mesure et la sortie après apprentissage de l'ADA-LINE de la figure 5.20 (expérimentation)

### 5.5.2 Commande en couple de la machine B : Expérimentation

Nous avons testé le montage de la figure 5.16 avec la machine B. Comme elle est couplée en étoile, seules les stratégies 0 ou 2 étaient possibles et nous avons choisi la stratégie 2 en tant que solution optimale donnant de moindres pertes par effet Joule. Les résultats sont conformes à ceux attendus : les courants n'ont pas de composante homopolaire, et leur asservissement donne des erreurs acceptables. Le couple estimé à partir des courants a une valeur moyenne égale au couple de référence et une ondulation résiduelle qui vient des erreurs sur l'asservissement de courants. La vitesse de l'arbre a une ondulation autour de sa valeur moyenne due en grande partie au couple de détente.

La figure 5.23 compare deux alimentations possibles - l'une en sinusoïdale et l'autre avec la stratégie neuronale.

### 5.5.3 Commande en vitesse de la machine B : Expérimentation

L'asservissement de vitesse avec le correcteur neuronal de la figure 5.19 a été testé avec la stratégie 2. Les résultats obtenus sont ceux de la figure 5.24. La forme des courants diffère sensiblement de ceux obtenus avec la commande en couple car cette fois ci les courants contiennent les harmoniques nécessaires à la compensation du couple de détente, aussi le couple électromagnétique est plus ondulé. Au final l'ondulation de la vitesse est quatre fois plus faible et ces résultats sont très prometteurs. D'autres expérimentations vont permettre d'améliorer les performances et d'étendre les possibilités offertes par le contrôleur neuronal.

## 5.6 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons d'abord rappelé la modélisation d'un actionneur synchrone, puis posé la problématique de recherche de similitude entre la commande de FAP et celle du moteur synchrone. Ensuite nous avons établis les expressions des courants statoriques optimaux selon différents critères et avec différentes méthodes. Nous avons trouvé que certains résultats obtenus pour la commande du dispositif FAP sont directement transposables à la commande du moteur synchrone. Il est vrai que les tensions du réseau sont produites par un alternateur qui est lui même une machine synchrone fonctionnant en génératrice. Ces ressemblances ne sont pas le fruit du hasard mais découlent naturellement des propriétés des alternateurs/moteurs. Les performances obtenues expérimentalement sont très prometteuses.

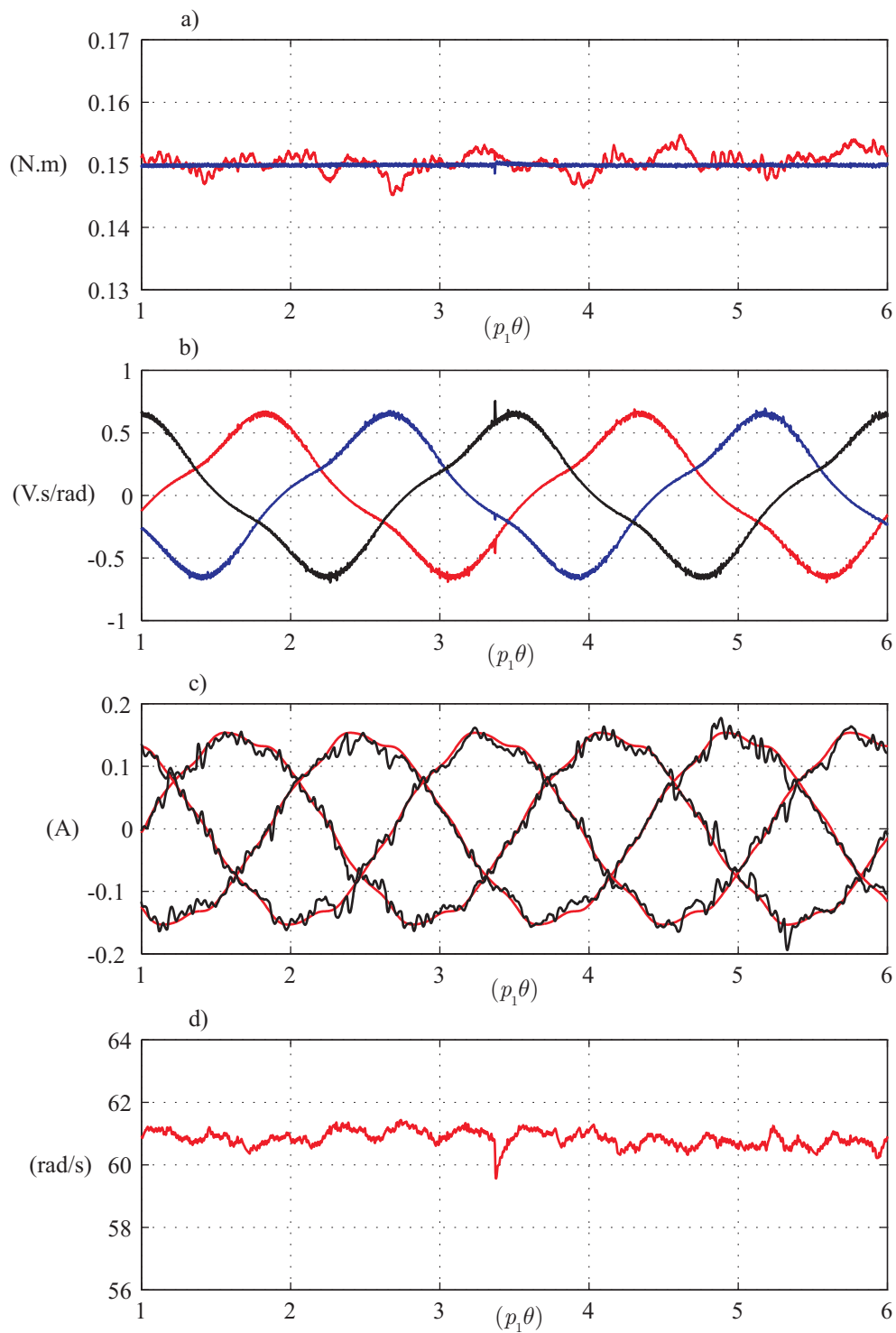


Figure 5.22 – Performances de la commande en couple de la machine B par un contrôleur neuronal du couple et un contrôleur neuronal des courants avec la stratégie 2 : a) Couple de référence et couple électromagnétique ; b) estimation des  $\frac{d\Phi_a}{d\theta}$ ,  $\frac{d\Phi_b}{d\theta}$ ,  $\frac{d\Phi_c}{d\theta}$  ; c) courants de référence obtenus par le contrôleur de couple et courants du moteur mesurés ; d) vitesse du rotor (résultats expérimentaux)



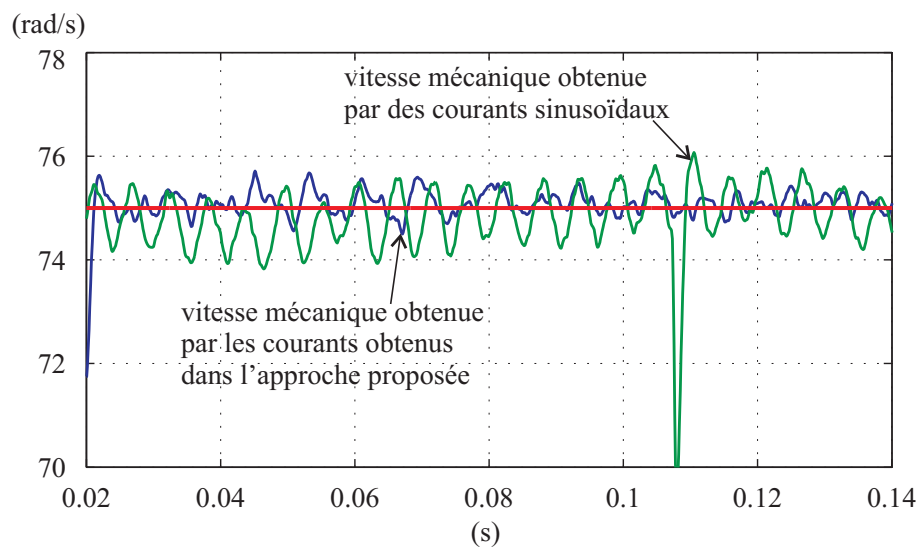


Figure 5.23 – Vitesse mécanique obtenue avec les deux alimentations statoriques : courants sinusoïdaux et courants obtenus par l’approche neuronale (figure 5.16)

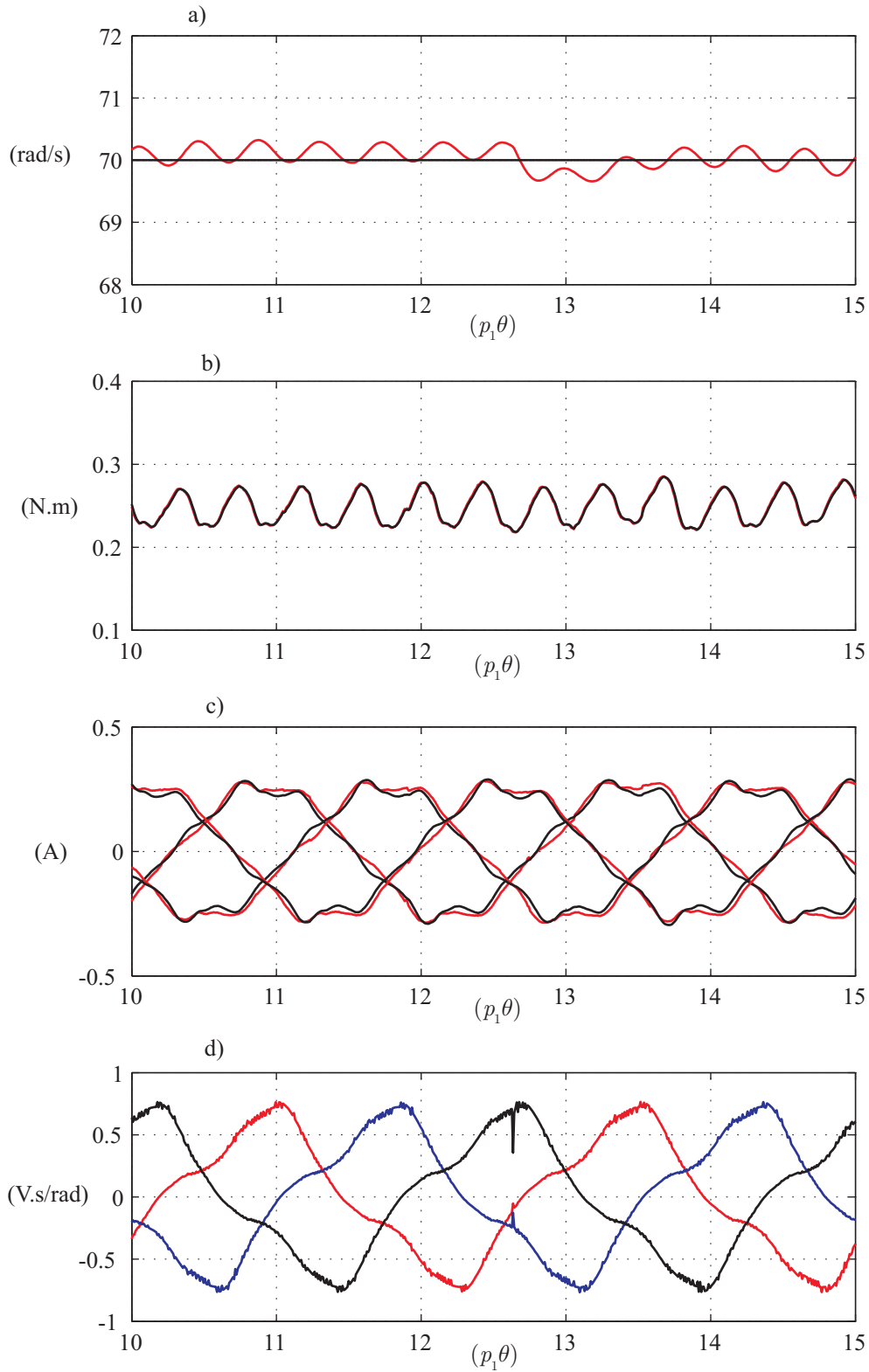


Figure 5.24 – Performances de la commande en vitesse pour la machine B avec un contrôleur neuronal de la vitesse et un contrôleur neuronal des courants pour la stratégie 2 : a) vitesse du rotor ; b) Couple de référence et couple électromagnétique ; c) courants de référence obtenus par le contrôleur neuronal et courants du moteur mesurés ; d) estimation des  $\frac{d\Phi_a}{d\theta}$ ,  $\frac{d\Phi_b}{d\theta}$ ,  $\frac{d\Phi_c}{d\theta}$  (résultats expérimentaux)

# Conclusion générale

## Contributions principales

**N**OS TRAVAUX contribuent à l'identification et à la commande des systèmes électriques à l'aide des approches neuromimétiques. Nous avons abordé deux applications, la première dans le domaine du filtrage actif et la seconde pour la commande d'actionneur synchrone.

Dans le premier chapitre, après avoir rappelé l'état de l'art sur les techniques neuromimétiques pour l'identification et la commande, nous avons exposé brièvement les applications possibles dans le domaine des systèmes électriques.

Le second chapitre est consacré aux systèmes électriques pour la dépollution. Nous avons détaillé les différentes perturbations qui peuvent survenir dans un réseau électrique et examiné en profondeur les différentes solutions de dépollution qui existent.

Le troisième chapitre concerne le problème de l'identification intelligente des harmoniques en filtrage actif sous ses différents aspects. Dans le cadre de la poursuite de fréquence et la détection des composantes symétriques nous avons développé, simulé et validé expérimentalement une solution innovante à base de réseaux de neurones. Nous avons également évalué et montré ses avantages par rapport à une solution classique. Dans le contexte général de l'identification des harmoniques de courant, nous avons modifié quatre méthodes existantes en y introduisant des réseaux de neurones artificiels. Grâce aux extensions proposées, les méthodes sont compatibles avec la compensation sélective des harmoniques. Nous les avons simulées et testées expérimentalement. Les résultats obtenus montrent l'intérêt de nos approches. Finalement, une synthèse des formules générales des différentes composantes de courants minimisant les pertes en ligne par effet Joule a été proposée. Nous avons traité et approfondi les cas des courants optimaux sur  $n$  lignes et sur  $n + 1$  lignes, avec la présence ou pas d'un courant homopolaire. Une approche géométrique a permis une visualisation graphique et comparative des différentes solutions.

Les aspects de commande intelligente ont été abordés dans le quatrième chapitre dans le contexte de la compensation des harmoniques. La régulation de la tension continue de l'onduleur a été traitée, nous avons développé deux solutions. La génération des courants à injecter, à partir des courants de références identifiés, a été traitée à l'aide de trois types de contrôleur basés sur des techniques intelligentes, les réseaux neuromimétiques, la logique floue et une combinaison neuro-floue. Ces contrôleurs ont été appliqués, améliorés et optimisés pour les rendre compatibles avec la commande en temps-réel du FAP. Toutes les méthodes proposées ont été testées en simulation et validées expérimentalement. Des tableaux comparatifs synthétisent les résultats et les performances de chaque méthode.

Le cinquième chapitre est dédié à l'approfondissement de la commande du moteur synchrone à pôles lisses et à distribution de champ non sinusoïdale. Cette problématique montre des similitudes avec

la commande du FAP et a permis d'étendre le champ applicatif de cette étude. Nous avons montré que le calcul des courants statoriques optimaux, donnant un couple électromagnétique constant tout en compensant le couple de détente et minimisant les pertes par effet Joule, conduit à des formulations équivalentes à celles des courants du FAP. Quatre méthodes différentes ont ainsi été introduites pour calculer les courants optimaux. L'une d'elles, basée sur une approche harmonique par harmonique, a été particulièrement approfondie. La représentation géométrique introduite au chapitre 3 a permis de donner une interprétation concrète des différentes solutions. Nous les avons simulées pour trois machines synchrones différentes et nous avons comparé les résultats. Compte tenu des contraintes sur le courant homopolaire de la machine disponible sur le banc d'essai, trois stratégies de calculs des courants optimaux ont été testées expérimentalement dans les différents schémas de commande. Que ce soit une commande en couple, ou une commande en vitesse, les deux intègrent deux blocs neuronaux, l'un dédié au calculs des courants optimaux, l'autre pour assurer la génération des courants via l'onduleur. Les résultats obtenus expérimentalement confirment les très grandes possibilités offertes par les techniques neuronales.

## Perspectives

**D**E MANIÈRE GÉNÉRALE, nos perspectives concernent les applications utilisées pour illustrer les approches neuromimétiques développées pour l'identification et la commande des systèmes électriques, à savoir le filtrage actif et les actionneurs synchrones.

Les développements proposés dans le cadre du filtrage actif avec FAP pourront servir directement à concevoir un filtre universel (UPFC) capable de gérer les transmissions de puissances dans les lignes de distribution. Que ce soit pour les FAP ou pour les UPFC, les réseaux de neurones artificiels, leur architecture et leur apprentissage, peuvent être améliorés pour conduire à une réduction des coûts algorithmiques tout en garantissant des performances supérieures aux tâches de commande et d'identification par rapport aux approches conventionnelles. Enfin, ces travaux conduiront à la réalisation d'une commande du FAP ou de l'UPFC ciblée sur un support matériel de calculs du type FPGA.

Dans le cadre des commandes des actionneurs synchrones, nous envisageons à court terme la réalisation d'un banc d'essai expérimental permettant de tester pleinement et sans restriction toutes les stratégies développées. Par ailleurs, les stratégies neuronales de commande des actionneurs synchrones peuvent être améliorées en prenant complètement en compte la compensation du couple de détente. La prise en compte d'un espace supplémentaire et représentatif de ce phénomène rendra certainement la commande plus autonome, voire plus intelligente.

# Appendices



## Annexe A

# Démonstration des relations de $\mathbf{i}'_{opt-1}{}^T \cdot \mathbf{X}' = 0$ et $\mathbf{i}_{opt-1}{}^T \cdot \mathbf{X} = 0$

### A.1 Vérification $\mathbf{i}'_{opt-1}{}^T \cdot \mathbf{X}' = 0$

Nous avons :

$$\mathbf{X}' = \mathbf{i}'_{opt-3} - \mathbf{i}'_{opt-1}$$

$$\begin{aligned} &= p \cdot \left( \frac{\mathbf{v}' - \mathbf{u}'_1{}^T \cdot \mathbf{v}' \cdot \frac{\mathbf{u}'_1}{n+1}}{\sum_{k=1}^n v_k^2 - \frac{\left(\sum_{k=1}^n v_k\right)^2}{n+1}} - \frac{\mathbf{v}'}{\mathbf{v}'^T \cdot \mathbf{v}'} \right) = \frac{\sum_{k=1}^n v_k^2 \cdot \mathbf{v}' - \sum_{k=1}^n v_k^2 \cdot \sum_{k=1}^n v_k \cdot \frac{\mathbf{u}'_1}{n+1} - \sum_{k=1}^n v_k^2 \cdot \mathbf{v}' + \frac{\left(\sum_{k=1}^n v_k\right)^2}{n+1} \cdot \mathbf{v}'}{\left[ \sum_{k=1}^n v_k^2 + \frac{\left(\sum_{k=1}^n v_k\right)^2}{n+1} \right] \cdot \sum_{k=1}^n v_k^2} \\ &= p \cdot \left( \frac{-\sum_{k=1}^{n+1} v_k^2 \cdot \sum_{k=1}^{n+1} v_k \cdot \frac{\mathbf{u}'_1}{n+1} + \frac{\left(\sum_{k=1}^n v_k\right)^2}{n+1} \cdot \mathbf{v}'}{\left[ \sum_{k=1}^n v_k^2 + \frac{\left(\sum_{k=1}^n v_k\right)^2}{n+1} \right] \cdot \sum_{k=1}^{n+1} v_k^2} \right) \end{aligned} \quad (\text{A.1})$$

Et

$$\mathbf{i}'_{opt-1}{}^T \cdot \mathbf{X}' = \frac{p^2 \cdot \mathbf{v}'^T}{\mathbf{v}'^T \cdot \mathbf{v}'} \cdot \left[ \frac{-\sum_{k=1}^n v_k^2 \cdot \frac{\sum_{k=1}^n v_k}{n+1} \cdot \mathbf{u}'_1 + \frac{\left(\sum_{k=1}^n v_k\right)^2}{n+1} \cdot \mathbf{v}'}{\left[ \sum_{k=1}^n v_k^2 + \frac{\left(\sum_{k=1}^n v_k\right)^2}{n+1} \right] \cdot \sum_{k=1}^n v_k^2} \right] = \frac{A'}{B'} \quad (\text{A.2})$$

Avec :

$$\begin{aligned}
 A' &= p^2 \cdot \left( - \sum_{k=1}^n v_k^2 \cdot \frac{\sum_{k=1}^n v'_k}{n+1} \cdot \mathbf{v}'^T \cdot \mathbf{u}'_1 + \frac{\left( \sum_{k=1}^n v_k \right)^2}{n+1} \cdot \mathbf{v}'^T \cdot \mathbf{v}' \right) \\
 &= p^2 \cdot \left( - \sum_{k=1}^n v_k^2 \frac{\left( \sum_{k=1}^n v_k \right)^2}{n+1} + \frac{\left( \sum_{k=1}^n v_k \right)^2}{n+1} \cdot \sum_{k=1}^n v_k^2 \right) = 0
 \end{aligned} \tag{A.3}$$

## A.2 Vérification $\mathbf{i}'_{opt-1}{}^T \cdot \mathbf{X} = 0$

$$\begin{aligned}
 \mathbf{X} &= \mathbf{i}_{opt-2} - \mathbf{i}_{opt-1} = p \cdot \left( \frac{\mathbf{e}_{nf} - \mathbf{u}_1^T \cdot \mathbf{e}_{nf} \cdot \frac{\mathbf{u}_1}{n} - \frac{\mathbf{e}_{nf}}{\mathbf{e}_{nf}^T \cdot \mathbf{e}_{nf}}}{\sum_{i=1}^n e_{if}^2 - \frac{\left( \sum_{i=1}^n e_{if} \right)^2}{n}} \right) \\
 &= \frac{\sum_{i=1}^n e_{if}^2 \cdot \mathbf{e}_{nf} - \sum_{i=1}^n e_{if}^2 \cdot \sum_{i=1}^n e_{if} \cdot \frac{\mathbf{u}_1}{n} - \sum_{i=1}^n e_{if}^2 \cdot \mathbf{e}_{nf} + \frac{\left( \sum_{i=1}^n e_{if} \right)^2}{n} \cdot \mathbf{e}_{nf}}{\left[ \sum_{i=1}^n e_{if}^2 + \frac{\left( \sum_{i=1}^n e_{if} \right)^2}{n} \right] \cdot \sum_{i=1}^n e_{if}^2} n \\
 &= p \cdot \left( \frac{- \sum_{i=1}^n e_{if}^2 \cdot \sum_{i=1}^n e_{if} \cdot \frac{\mathbf{u}_1}{n} + \frac{\left( \sum_{i=1}^n e_{if} \right)^2}{n} \cdot \mathbf{e}_{nf}}{\left[ \sum_{i=1}^n e_{if}^2 + \frac{\left( \sum_{i=1}^n e_{if} \right)^2}{n} \right] \cdot \sum_{i=1}^n e_{if}^2} \right)
 \end{aligned} \tag{A.4}$$

et

$$\mathbf{i}'_{opt-1}{}^T \cdot \mathbf{X} = \frac{p^2 \cdot \mathbf{e}_{nf}^T}{\mathbf{e}_{nf}^T \cdot \mathbf{e}_{nf}} \cdot \left[ \frac{- \sum_{i=1}^n e_{if}^2 \cdot \frac{\sum_{i=1}^n e_{if}}{n} \cdot \mathbf{u}_1 + \frac{\left( \sum_{i=1}^n e_{if} \right)^2}{n} \cdot \mathbf{e}_{nf}}{\left[ \sum_{i=1}^n e_{if}^2 + \frac{\left( \sum_{i=1}^n e_{if} \right)^2}{n} \right] \cdot \sum_{i=1}^n e_{if}^2} \right] = \frac{A}{B} \tag{A.5}$$

avec

$$\begin{aligned}
 A &= p^2 \cdot \left( - \sum_{i=1}^n e_{if}^2 \cdot \frac{\sum_{i=1}^n e_{if}}{n} \cdot \mathbf{e}_{nf}^T \cdot \mathbf{u}_1 + \frac{\left( \sum_{i=1}^n e_{if} \right)^2}{n} \cdot \mathbf{e}_{nf}^T \cdot \mathbf{e}_{nf} \right) \\
 &= p^2 \cdot \left( - \sum_{i=1}^n e_{if}^2 \frac{\left( \sum_{i=1}^n e_{if} \right)^2}{n} + \frac{\left( \sum_{i=1}^n e_{if} \right)^2}{n} \cdot \sum_{i=1}^n e_{if}^2 \right) = 0
 \end{aligned} \tag{A.6}$$

On obtient le résultat attendu.



# Paramètres de la machine étudiée

Les exemples dans ce chapitre 5, section 5.3.3, concernent un actionneur dont les paramètres sont les suivants :

Tableau B.1 – Paramètres de la machine synchrone étudiée

Paires de pôles	$p_1=3$
Inductance propre moyenne d'une phase	$L_{s0}=33$ mH
Inductance cycle moyenne	$L_{ss}=49.5$ mH
Harmonique d'ordre 2	Pôles lisses : $L_{s2}=0$ Pôles saillants : $L_{s2}=5$ mH
Inductance d'axe direct	Pôles lisses : $L_d=L_{cs}=49.5$ mH Pôles saillants : $L_d=42$ mH
Inductance d'axe en quadrature	Pôles lisses : $L_q=L_{cs}=49.5$ mH Pôles saillants : $L_q=42$ mH
Flux d'excitation par phase : 1er harmonique et harmoniques supérieurs (en Wb)	$\phi_{f1} = \phi_{f0} = 0,255$ ; $\phi_{f3} = 0,018$ ; $\phi_{f5} = 0,00112$ ; $\phi_{f7} = -0,00146$ ; $\phi_{f9} = -0,00125$
Coefficient de tension (relatif à une tension efficace composée entre phase)	$K_{abc\_U\_eff} = 98V/1000$ tr/mn
Résistance par phase	$R_s = 12,25\Omega$
Couple nominal	$C_N = 2,3N.m$
Courant efficace nominal	$I_N = 1,42A$
Vitesse nominale	3000 tr/min
Inertie	$J = 0,01$ kg.m <sup>2</sup>
Frottement visqueux	Cas inertiel : $f_v = 0$ N.m/rad.s-1 Cas test de robustesse : $f_v = 0.01$
Capteur de courant	$k_i = 0,1\Omega$
Capteur de vitesse	$k_i = 0,06V/\text{rad} \cdot s^{-1}$
Gain du convertisseur	$G_0 = 12$

# Table des figures

1.1	Structure d'un neurone biologique . . . . .	5
1.2	Modèle mathématique d'un neurone biologique . . . . .	6
1.3	Classification des processus d'apprentissage . . . . .	7
1.4	Méthode d'apprentissage supervisé . . . . .	7
1.5	Modèle d'apprentissage par renforcement [1] . . . . .	9
1.6	Modèle d'apprentissage non-supervisé . . . . .	9
1.7	Structure d'un réseau de neurones (à une seule couche cachée) . . . . .	10
1.8	Un élément ADALINE . . . . .	11
1.9	Illustration en dimension 1 de la descente du gradient . . . . .	13
1.10	Fonctions d'activation les plus souvent utilisées . . . . .	15
1.11	Structure d'un réseau avec apprentissage compétitif . . . . .	18
1.12	Définition d'un système dynamique . . . . .	19
1.13	Identification d'un système dynamique : a) modèle direct, b) modèle inverse . . . . .	20
1.14	Apprentissage du système inséré dans un FAP avec un contrôleur PI . . . . .	20
1.15	Identification d'un système composé d'un onduleur et d'une charge inductive (simulation avec une fréquence d'échantillonnage $f = 100$ kHz) : a) modèle direct ; b) modèle inverse . . . . .	21
1.16	MSE pour un nombre différent de neurones dans la couche cachée (modèle direct) (simulation) . . . . .	21
1.17	Résultats expérimentaux avec un MLP ayant $n_{hid.} = 5$ (pour la phase $a$ ) : a) estimation du signal $y = i_{inj-a}$ , b) analyse spectrale du $y$ , c) estimation du signal $x = u$ , d) analyse spectrale du $x$ . . . . .	23
1.18	Commande directe d'un système . . . . .	25
1.19	Résultat d'une commande directe neuronale d'un système du premier ordre (simulation). . . . .	25
1.20	Commande indirecte par un modèle de référence . . . . .	26
1.21	Commande indirecte par un modèle de référence avec un RN d'identification . . . . .	26
1.22	Résultat de simulation d'une commande indirecte . . . . .	27
1.23	Emulation d'un correcteur . . . . .	27
1.24	Résultat de l'émulation d'un contrôleur flou par un MLP (simulation) . . . . .	27
2.1	Événements les plus répandus dans les réseaux électriques : a) augmentation de tension ; b) atténuation de tension ; c) coupure de tension ; d) variation de la fréquence ; e) système déséquilibré ; f) creux de tension ; g) harmoniques ; h) phénomène transitoire . . . . .	30
2.2	a) Pont de diodes monophasé, charge R, L ; b) comme a) avec une charge R, C ; c) Pont de diodes/Thyristors triphasé, charge R,L ; d) comme c) charge R,C ; e) comme d), charge qui est une source de courant continu parfaite . . . . .	34
2.3	Représentation des puissances par les coordonnées . . . . .	36
2.4	Principe d'un filtre passif . . . . .	39
2.5	Structure d'un filtre actif série . . . . .	40

2.6	Performances d'un FAS (simulation) : a) tensions de la source triphasée ; b) harmonique de tension identifié et sa valeur injectée (phase $a$ ) ; c) tensions triphasées côté charge ; d) courants circulant côté charge . . . . .	42
2.7	Structure détaillée d'un FAP . . . . .	43
2.8	Principe de la méthode MLI sinusoïdale : a), b), c), d) pour $m = 0.85$ ; e), f) pour $m = 1$ et g), h) pour $m = 2$ . . . . .	46
2.9	Fonction transfert de la méthode MLI sinusoïdale [74] . . . . .	47
2.10	Principe de la méthode MLI vectorielle, tiré de [74] : a) représentation du vecteur spatial $\bar{V}^*$ , b) tension $v_{vsi-a}$ sortie de l'onduleur . . . . .	48
2.11	Exemple de signaux de commande symétriques pour obtenir $\bar{V}^*$ . . . . .	49
2.12	Structure d'un LPF 2 <sup>ème</sup> ordre . . . . .	51
2.13	Structure d'un LPF 3 <sup>ème</sup> ordre . . . . .	52
2.14	Diagramme de Bode : a) la première configuration du LPF, b) la deuxième configuration du LPF . . . . .	53
2.15	Reconstruction d'un signal par un ADALINE . . . . .	56
2.16	Principe de la commande de la tension continue d'un VSI . . . . .	58
2.17	Structure d'un UPFC . . . . .	59
2.18	Performances d'un UPFC (simulation) : les tensions (source) et les courants (charge) sont compensés pour améliorer la qualité d'énergie de la distribution . . . . .	60
3.1	ADALINE pour estimer la fréquence sans harmoniques dans le signal . . . . .	65
3.2	Estimation de la fréquence avec ADALINE (sans harmoniques) . . . . .	65
3.3	Influence du temps d'échantillonnage sur la valeur de convergence du poids $w_1$ . . . . .	66
3.4	Estimation de la fréquence avec ADALINE en présence des harmoniques . . . . .	66
3.5	Influence des coefficients en fonction de la fréquence : a) $\alpha$ ; b) $\beta$ . . . . .	67
3.6	Fréquence estimée avec une pré-multiplication et un ADALINE . . . . .	67
3.7	PLL triphasé avec la phase détectée . . . . .	68
3.8	Détection du système direct des tensions . . . . .	69
3.9	ADALINE pour l'estimation de la puissance $p'$ . . . . .	70
3.10	PLL triphasé avec la fréquence détectée par un ADALINE . . . . .	70
3.11	Résultats obtenus avec un VCO classique (simulation) : a) tensions de la source ; b) système direct de tensions ; c) système inverse de tensions ; d) fréquence estimée . . . . .	71
3.12	Résultats obtenus avec un réseau ADALINE (simulation) : a) tensions de la source ; b) système direct de tensions ; c) système inverse de tensions ; d) fréquence estimée . . . . .	72
3.13	Poursuite de la fréquence en présence des harmoniques 3 et 5 (simulation) . . . . .	72
3.14	Plateforme expérimentale . . . . .	73
3.15	Système de tensions triphasé généré par le dispositif expérimental de la figure 3.14 (expérimentation) . . . . .	73
3.16	a) Poursuite de la fréquence ; b) Détection des composantes directes des tensions (expérimentation) . . . . .	75
3.17	Zoom de la fréquence estimée de la figure 3.16 : a) Premier changement ; b) Deuxième changement (expérimentation) . . . . .	75
3.18	Spectre fréquentiel de la tension directe estimée (phase a) (expérimentation) . . . . .	75
3.19	a) Poursuite de la fréquence ; b) Détection des composantes inverses de tension (expérimentation) . . . . .	76
3.20	Spectre fréquentiel de la tension inverse estimée (phase a) (expérimentation) . . . . .	76
3.21	a) Poursuite de la fréquence ; b) Composantes directes avec une variation des tensions (expérimentation) . . . . .	77
3.22	a) Poursuite de la fréquence b) Composantes inverses avec une variation des tensions (expérimentation) . . . . .	78

3.23	Spectre fréquentiel : a) Tension directe ; b) Tension inverse . . . . .	78
3.24	Extraction des systèmes direct, inverse et homopolaire de tensions (expérimentation) . . . . .	79
3.25	Flux de transfert des puissances [54] . . . . .	83
3.26	Schéma de compensation par la méthode P-Q . . . . .	86
3.27	Schéma de compensation par la méthode P-Q . . . . .	87
3.28	Sélection des puissances instantanées à compenser par la méthode P-Q avec 3 ADALINE . . . . .	88
3.29	a) Multiplexage appliqué à l'estimation des 3 puissances instantanées ; b) Flux du processus à l'intérieur de la carte FPGA du multiplexage [113] . . . . .	89
3.30	Méthode P-Q neuronale - Puissance constante (avec FAP) : a) tensions mesurées de la charge ; b) courants mesurés de la charge ; c) courants de référence ; d) courants compensés côté source ; e) puissance transmise . . . . .	91
3.31	Méthode P-Q neuronale - Puissance constante et courants sinusoïdaux (avec FAP et FAS) . . . . .	93
3.32	Schéma de compensation par la méthode P-Q modifiée . . . . .	94
3.33	Schéma de calcul des courants de référence par la méthode P-Q modifiée neuronale . . . . .	96
3.34	Méthode des courants actifs avec un filtre passe-bas (simulation) : a) courants de la charge ; b) courants compensés côté source ; c) courants de référence ; d) puissance active instantanée transmise . . . . .	100
3.35	Méthode des courants actifs - réseau ADALINE (simulation) : a) tension et courants de la phase $a$ ; b) courants compensés ; c) courants de référence ; d) puissance active transmise . . . . .	101
3.36	Tension et courant de la phase $a$ avec déséquilibre des tensions (simulation) . . . . .	102
3.37	Méthode des courants actifs avec un détecteur de tensions directes . . . . .	102
3.38	Performances de la méthode des courants actifs avec le système déséquilibré de tension (simulation) : a) tensions de la source ; b) système direct de tension ; c) courants de la charge ; d) tension et courant de la phase $a$ (côté source et côté charge) ; e) courants triphasés compensés côté source . . . . .	103
3.39	Puissance fournie dans les deux cas : sans et avec un FAS (simulation) . . . . .	104
3.40	Réseau électrique avec $n + 1$ lignes . . . . .	105
3.41	Hyperplans de situation des courants optimaux dans les deux stratégies 1 et 3 dans un espace à $n + 1$ dimensions . . . . .	111
3.42	Hyperplans de situation des courants optimaux dans les deux stratégies 1 et 2 dans un espace à $n + 1$ dimensions . . . . .	112
3.43	Schéma principal de la méthode synchronisée neuronale . . . . .	113
3.44	ADALINE utilisé dans la méthode synchronisée . . . . .	115
3.45	Performance de la méthode synchronisée (simulation) : a) tension et courant de la phase $a$ avant et après la compensation ; b) courants triphasés côté source ; c) puissances active avant et après la compensation ; d) facteur de puissance $f_p$ . . . . .	116
3.46	Différents courants obtenus dans le cas d'un réseau triphasé 3 lignes ayant des tensions perturbées (simulation) . . . . .	118
3.47	Puissances obtenues correspondant aux courants montrés dans la figure 3.46 c) (simulation) . . . . .	119
3.48	Courants homopolaires obtenus avec la méthode P-Q modifiée et la méthode des courants actifs optimisée sur 4 lignes (simulation) . . . . .	119
3.49	Pertes par effet Joule après la compensation (simulation) . . . . .	120
3.50	Plate-forme d'évaluation des méthodes d'identification des harmoniques de courant . . . . .	121
3.51	Performance des méthodes neuronales d'identification des courants dans un réseau triphasé 3 lignes (expérimentation) . . . . .	122
3.52	Spectre fréquentiel du courant de la phase $a$ : a) charge déséquilibrée ; b) charge équilibrée . . . . .	124
3.53	Estimation de la puissance par l'ADALINE (expérimentation) : a) Estimation de la puissance ; b) erreur d'estimation ; c) zoom de 3.68 s à 3.78 s de la puissance . . . . .	125

3.54	Compensation sélective des harmoniques d'ordre 5 et d'ordre 7 : a) courants de la charge ; b) courants compensés avec la méthode P-Q modifiée ; c) courants compensés avec la méthode synchronisée ; d) courants compensés avec la méthode des courants actifs (expérimentation) . . . . .	127
3.55	Compensation sélective des harmoniques d'ordre 5, 7, 11, 13 : a) courants de la charge ; b) courants compensés avec la méthode P-Q modifiée ; c) courants compensés avec la méthode des courants actifs (expérimentation) . . . . .	128
4.1	Principe de la commande de $V_{dc}$ par $i_{sup}$ . . . . .	134
4.2	Performance de la compensation avec la commande de $V_{dc}$ (simulation) : a) Courants de la charge non linéaire ; b) Courants compensés côté source ; c) Courant fondamentaux supplémentaires $i_{sup}$ ; d) Tension $V_{dc}$ . . . . .	135
4.3	Compensation avec une régulation de $V_{dc}$ en présence de perturbation de tension et de courant de charge (simulation) : a) Tensions de la charge ; b) Courants de la charge ; c) Tension continue $V_{dc}$ ; d) Courants compensés côté source . . . . .	136
4.4	Principe de la commande de $V_{dc}$ par $\Delta\bar{p}$ . . . . .	137
4.5	Régulation de $V_{dc}$ par $\Delta\bar{p}$ (simulation) : a) Tensions continues $V_{dc}^{\Delta\bar{p}}$ et $V_{dc}^{i_{sup}}$ ; b) Puissance active $\Delta\bar{p}$ ; c) Courants côté source ; d) Courant fondamental de la phase $a$ . . . . .	138
4.6	Contrôleur du VSI et LPF . . . . .	139
4.7	Diagramme de Bode du contrôleur de résonance . . . . .	141
4.8	Résultats (simulation) du régulateur PI et à résonance : a) Courants de la charge et la tension de la phase $a$ ; b) Courant harmonique identifié (phase $a$ ) et injecté par les deux contrôleurs ; c) Erreur entre $i_{abc}^{ref}$ et $i_{abc}^{inj}$ de la phase $a$ ; d) Courants compensés côté source . . . . .	142
4.9	Commande d'un système par le modèle inverse estimé . . . . .	143
4.10	Commande indirect par un modèle de référence . . . . .	144
4.11	Commande prédictive basée sur le RN . . . . .	144
4.12	Structure d'une commande par la logique floue . . . . .	145
4.13	Schéma de commande des systèmes non linéaires par la logique floue . . . . .	146
4.14	Adaptive-Neural Fuzzy Inference System – ANFIS . . . . .	147
4.15	Algorithme d'apprentissage hybride de l'ANFIS . . . . .	148
4.16	Contrôleur direct par l'ANFIS avec un RN pour l'identification . . . . .	151
4.17	Contrôleur ANFIS basé sur le modèle inverse estimé . . . . .	152
4.18	Contrôleur neuronal basé sur le modèle d'état du système composé de l'onduleur et du filtre de sortie en $T$ . . . . .	154
4.19	Performances de la commande neuronale proposée (simulation) : a) courant côté charge ; b) courants de référence et courant d'injection (phase $a$ ) ; b) les 10 premiers poids de la couche cachée du contrôleur neuronal ; d) erreur absolue ; e) courants côté source . . . . .	155
4.20	a) Fonction triangulaire ; b) Fonction sous forme de cloche . . . . .	156
4.21	Fonctions d'appartenance des entrées et de la sortie du contrôleur flou . . . . .	157
4.22	Evolution de l'erreur et du changement de l'erreur . . . . .	158
4.23	Surface du contrôleur flou : a) Correspond au tableau 4.4, données normalisées ; b) Contrôleur instable . . . . .	159
4.24	Comparaison des deux contrôleurs dont les surfaces sont présentées dans la figure 4.23 . . . . .	159
4.25	Résultats de simulation : a) courants de la charge ( $\alpha\text{-}\beta$ ) ; b) courant de référence et courant d'injection ; c) erreur de courant ; d) courants côté source ( $\alpha\text{-}\beta$ ) ; e) facteur de puissance avant et après la compensation . . . . .	163
4.26	Spectre harmonique des courants . . . . .	164

4.27 Résultats de modification des paramètres de l'ANFIS : a) Fonctions d'appartenance de l'erreur  $e$  avant l'apprentissage ; b) Fonctions d'appartenance de l'erreur  $e$  après l'apprentissage ; c) Fonctions d'appartenance du changement de l'erreur  $\Delta e$  avant l'apprentissage ; d) Fonctions d'appartenance du changement de l'erreur  $\Delta e$  après l'apprentissage 165

4.28 Résultats de modification des paramètres de l'ANFIS : a) Fonctions d'appartenance de l'erreur  $e$  avant l'apprentissage ; b) Fonctions d'appartenance de l'erreur  $e$  après l'apprentissage ; c) Fonctions d'appartenance du changement de l'erreur  $\Delta e$  avant l'apprentissage ; d) Fonctions d'appartenance du changement de l'erreur  $\Delta e$  après l'apprentissage 165

4.29 Schéma de principe de la plateforme expérimentale . . . . . 166

4.30 Schéma de commande neuronale basé sur un réseau ADALINE . . . . . 167

4.31 Résultats obtenus avec un contrôleur neuronal de type ADALINE (expérimentation) : a) Courants de la charge non linéaire ; b) courants côté source ; c) spectres des courants . . . 168

4.32 Résultats obtenus avec un contrôleur neuronal de type ADALINE, charge triphasée équilibrée (expérimentation) . . . . . 170

4.33 Spectres fréquentiels des courants obtenus par le contrôleur ADALINE (expérimentation) : a) courant côté charge ; b) courant côté source . . . . . 171

4.34 Résultats obtenus avec un contrôleur neuronal de type MLP ( $n_{hid.} = 1$ ), charge triphasée équilibrée (expérimentation) . . . . . 172

4.35 Résultats obtenus avec un contrôleur neuronal de type MLP ( $n_{hid.} = 2$ ), charge triphasée équilibrée (expérimentation) . . . . . 173

4.36 Résultats obtenus avec un contrôleur neuronal MLP ( $n_{hid.} = 2$ ) charge triphasée avec changement (expérimentation) . . . . . 174

4.37 Résultats obtenus avec un contrôleur neuronal MLP ( $n_{hid.} = 2$ ), charge triphasée déséquilibrée (expérimentation) . . . . . 175

4.38 Evolution du courant côté source obtenu avec le contrôleur neuronal MLP ( $n_{hid.} = 2$ ) (expérimentation) . . . . . 176

4.39 Résultats obtenus avec un contrôleur ANFIS ayant 1 entrée (erreur), 3 fonctions d'appartenance et 3 règles (15 paramètres à modifier) (expérimentation) . . . . . 178

4.40 Résultats(expérimentation) obtenus avec un contrôleur ANFIS ayant 1 entrée (erreur), 3 fonctions d'appartenance et 3 règles (15 paramètres à modifier), charge déséquilibrée . . . 179

5.1 Divers types de Machine Synchrone : a) à pôles lisses et excitation bobinée ; b) Machine synchrone à pôles lisses et excitation par aimant monté à la surface du rotor (l'aimant est supposé avoir la même perméabilité magnétique que l'air) ; c) Machine synchrone à pôles saillants et excitation bobinée ; d) Excitation par aimants enterrés dans le rotor . . . 183

5.2 Représentation de deux hyperplans  $H_1$  et  $P$  . . . . . 192

5.3 Machine à distribution sinusoïdale (en grandeurs réduites) : a) flux ; b) f.c.e.m . . . . . 203

5.4 Couples électromagnétiques désiré et courants de phase  $a$  obtenus avec les différentes approches. Remarques sur des notations :  $i_{a-sin}$  courant sinusoïdal,  $i_{opt1}$  : première approche ;  $i_{opt2}$  : deuxième approche ;  $i_{opt3}$  : troisième approche ;  $i_{opt4}$  : quatrième approche ;  $i_{opt5}$  : cinquième approche . . . . . 204

5.5 pertes par effet Joules liées à chaque approche correspondante . . . . . 204

5.6 Machine à distribution trapézoïdale (en grandeur réduite) . . . . . 205

5.7 Couple électromagnétique obtenu avec l'alimentation des courants en créneaux : a) f.c.e.m ; b) courant en créneau de la phase  $a$  ; c) couple électromagnétique obtenu . . . . . 206

5.8 Couple électromagnétique obtenu avec l'alimentation par des courants  $i_{opt-0}$  : a) f.c.e.m ; b) courant de la phase  $a$  et couple électromagnétique obtenu . . . . . 207

5.9 Couple électromagnétique obtenu avec l'alimentation par des courants  $i_{opt-1}$  : a) f.c.e.m ; b) courant de la phase  $a$  et couple électromagnétique obtenu . . . . . 207

5.10	Couple électromagnétique obtenu avec l'alimentation par des courants $\mathbf{i}_{opt-2}$ : a) f.c.e.m ; b) courant de la phase $a$ et couple électromagnétique obtenu . . . . .	208
5.11	Couple électromagnétique obtenu avec l'alimentation par des courants $\mathbf{i}_{opt-2}$ (quatrième approche par géométrie) : a) f.c.e.m ; b) courant de la phase $a$ et couple électromagnétique désiré . . . . .	208
5.12	Couple électromagnétique obtenu avec l'alimentation des courants : a) Différents courants obtenus par plusieurs approches et couple électromagnétique désiré ; b) pertes par effet Joule obtenues avec ces approches correspondantes, $P_{J-i_{opt-1}}$ est la plus faible, $P_{J-i_{opt-créneau}}$ est la plus grande (il est à noter que $P_{J-i_{opt-2}}$ est plus faible que $P_{J-i_{opt-0}}$ )	209
5.13	Machine à distribution non sinusoïdale (en grandeurs réduites) : a) flux ; b) f.c.e.m . . . . .	210
5.14	a) Différents courants obtenus par plusieurs approches (le dernier obtenu avec un nombre d'harmonique identique à celui des f.c.e.m) et couple électromagnétique désiré ; b) pertes par effet Joule obtenues avec ces approches correspondantes. La barre $P_{J-i_{sinus}}$ correspond au cas sinusoïdal ; la barre $P_{J-i_{opt-1}}$ présente les pertes avec le courant optimal absolu (avec homopolaire) ; les barres $P_{J-i_{opt-0}}$ $P_{J-i_{opt-2}}$ correspondent à l'optimal avec contraintes (courant homopolaire nul, pertes augmentées de 4%) ; la barre $P_{J-i_{DSF}}$ montre les pertes avec l'approche basée sur le DSF où les harmoniques de courant sont en nombre limité (pertes augmentées de 2%) . . . . .	211
5.15	a) courants obtenus par plusieurs approches et couple électromagnétique désiré. A noter que le courant $\mathbf{i}_{DSF}$ est obtenu avec des harmoniques de courant pris jusqu'au rang 23, ce qui élimine les harmoniques de couple jusqu'au rang 30. Les courants $\mathbf{i}_{opt-1}$ et $\mathbf{i}_{DSF}$ sont confondus ; b) pertes par effet Joule liées à chaque méthode présentée dans la figure 5.15 a)	212
5.16	Commande neuronale en couple d'un moteur synchrone . . . . .	214
5.17	Résultats de la commande du couple neuronale (simulation) : a) f.c.e.m d'une machine trapézoïdale ; b) courbes de $k_i$ avec $i = 0, 1, 2$ ; c) courants de référence obtenus avec chaque stratégie ; d) Couple électromagnétique développé avec chaque stratégie . . . . .	215
5.18	Résultats de la commande du couple neuronale (simulation) : a) f.c.e.m dissymétrique d'une machine non-sinusoïdale ; b) courbes de $k_i$ avec $i = 0, 1, 2$ ; c) courants de référence obtenus avec chaque stratégie ; d) Couples électromagnétiques dans chaque stratégie	216
5.19	Schéma proposé de commande en vitesse de la machine synchrone . . . . .	217
5.20	Estimation la dérivée du flux par rapport à la position . . . . .	218
5.21	Estimation de $\frac{d\Phi_a}{d\theta}$ comparaison entre la mesure et la sortie après apprentissage de l'ADALINE de la figure 5.20 (expérimentation) . . . . .	218
5.22	Performances de la commande en couple de la machine B par un contrôleur neuronal du couple et un contrôleur neuronal des courants avec la stratégie 2 : a) Couple de référence et couple électromagnétique ; b) estimation des $\frac{d\Phi_a}{d\theta}$ , $\frac{d\Phi_b}{d\theta}$ , $\frac{d\Phi_c}{d\theta}$ ; c) courants de référence obtenus par le contrôleur de couple et courants du moteur mesurés ; d) vitesse du rotor (résultats expérimentaux) . . . . .	220
5.23	Vitesse mécanique obtenue avec les deux alimentations statoriques : courants sinusoïdaux et courants obtenus par l'approche neuronale (figure 5.16) . . . . .	221
5.24	Performances de la commande en vitesse pour la machine B avec un contrôleur neuronal de la vitesse et un contrôleur neuronal des courants pour la stratégie 2 : a) vitesse du rotor ; b) Couple de référence et couple électromagnétique ; c) courants de référence obtenus par le contrôleur neuronal et courants du moteur mesurés ; d) estimation des $\frac{d\Phi_a}{d\theta}$ , $\frac{d\Phi_b}{d\theta}$ , $\frac{d\Phi_c}{d\theta}$ (résultats expérimentaux) . . . . .	222

# Liste des tableaux

1.1	Performance de différentes structures neuronales d'identification directe (simulation) . . .	22
1.2	Performance de différentes structures neuronales d'identification inverse (simulation) . . .	22
1.3	Performance des différentes structures neuronales pour l'identification directe (Expérimentation) . . . . .	24
1.4	Performance des différentes structures neuronales pour l'identification inverse (Expérimentation) . . . . .	24
2.1	Norme EN 50106 comparé à d'autres normes . . . . .	32
2.2	Harmoniques de tension selon la norme EN 50160 . . . . .	33
2.3	Harmoniques de courant pour certains types de charge [46] . . . . .	33
2.4	Extrait de la norme IEEE 519-1992 sur des harmoniques individuelles [46] . . . . .	35
2.5	Comparaison des filtres actifs . . . . .	61
2.6	Influence des paramètres au comportement d'un FAP . . . . .	61
3.1	Evaluation des ressources utilisées par deux approches basées sur la théorie P-Q . . . . .	90
3.2	Tableau comparatif des différentes approches de compensation . . . . .	105
3.3	Tableau comparatif des différentes approches de compensation . . . . .	113
3.4	Caractéristiques des différentes méthodes neuronales d'identification des harmoniques . . . . .	117
3.5	Performance des méthodes neuronales d'identification . . . . .	123
4.1	Caractéristiques des méthodes de commande intelligentes présentées . . . . .	153
4.2	Synthèse de différents contrôleurs neuronaux . . . . .	156
4.3	Différents contrôleurs flous . . . . .	157
4.4	Tableau des règles du contrôleur flou ayant 5 valeurs pour chaque variable d'entrée et 25 règles . . . . .	158
4.5	Tableau des règles du contrôleur flou ayant 3 valeurs pour chaque variable d'entrée et 9 règles . . . . .	158
4.6	Contrôleur No.1, figure 4.17 . . . . .	160
4.7	Contrôleur No.2, figure 4.17 . . . . .	160
4.8	Contrôleur No.3 et No.5, figure 4.16 . . . . .	160
4.9	Contrôleur No.4, figure 4.16 . . . . .	160
4.10	Controller No.6, figure 4.16 . . . . .	160
4.11	Synthèse de différents contrôleurs ANFIS . . . . .	161
4.12	Performance des différentes méthodes de commande intelligente appliquées à la commande des courants de références au sein du FAP . . . . .	162
4.13	Performances de différentes méthodes appliquées à la commande de courant dans un FAP (expérimentation) . . . . .	177
5.1	Propriété de différentes méthodes et expressions utilisées pour obtenir des courants . . . . .	203
B.1	Paramètres de la machine synchrone étudiée . . . . .	229



# Bibliographie

- [1] S. Haykin, *Neural Networks - A Comprehension Foundation*. Prentice Hall International, Upper Saddle River, New Jersey, USA, 1999.
- [2] B. Widrow and E. Walach, *Adaptive Inverse Control*. Prentice-Hall, Inc., 1996.
- [3] S. Narendra and K. Parthasarathy, "Identification and control of dynamical systems using neural networks," *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 1, no. 1, pp. 1045–9227, 1990.
- [4] B. K. Bose, "Neural network applications in power electronics and motor drives - an introduction and perspective," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 54, no. 1, pp. 14–33, 2007.
- [5] J. Sarangapani, *Neural Network Control of Nonlinear Discrete-Time Systems*, ser. Control Engineering Series. Taylor and Francis, 2006.
- [6] G. Irwin, K. Warwick, and K. Hunt, *Neural Network Applications in Control*. The Institution of Electrical Engineers, London, 1995.
- [7] G. Dreyfus, J. Martinez, M. Samuelides, M. Gordon, F. Badran, and L. Thiria, S. et Hérault, *Réseaux de neurones : méthodologie and applications*. Eyrolles, Paris, 2002.
- [8] W. T. I. Miller, R. S. Sutton, and P. J. Werbos, *Neural Networks for Control*. The MIT Press, Cambridge, MA, 1991.
- [9] K. Hunt and D. Sbarbaro, "Neural networks for nonlinear internal model control," *IEE Proceedings-D*, vol. 138, no. 5, 1991.
- [10] C. M. Bishop, *Neural Networks for Pattern Recognition*. New York : Oxford, 1997.
- [11] T. Kohonen, *Self-Organizing Maps*, ser. Information Sciences. Springer-Verlag, Berlin, 1995, vol. 30.
- [12] G. Dreyfus, J. Martinez, M. Samuelides, M. Gordon, F. Badran, and S. Thiria, *Apprentissage statistique : Réseaux de neurones, cartes topologiques, machines à vecteurs supports*. Eyrolles, Paris, 2008.
- [13] A. Levin and K. S. Narendra, "Control of nonlinear dynamical systems using neural networks : Controllability and stabilization," *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 4, no. 2, 1993.
- [14] S. Kuntanapreeda and R. R. Fullmer, "A training rule which guarantees finite-region stability for a class of closed-loop neural-network control systems," *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 7, no. 3, pp. 745–751, 1996.
- [15] O. Omidvar and D. Elliott, *Neural Systems for Control*. Elsevier Science and Technology Book, 1997.
- [16] P. Dash, D. Swain, A. Routray, and A. Liew, "An adaptive neural network approach for the estimation of power system frequency," *Electric Power Systems Research*, vol. 41, pp. 203–210, 1997.

- [17] P. Dash, A. Liew, D. Swain, and B. Mishra, "Fast tracking of transient power system signals using fuzzy lms algorithm," *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, vol. 20, no. 8, pp. 555–561, 1998.
- [18] D. Ould Abdeslam, D. Flieller, P. Wira, and J. Mercklé, "Adaline neural networks for online extracting the direct, inverse and homopolar voltage components from a composite voltage," *31st Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society (IECON'05)*, 2005.
- [19] N. K. Nguyen, D. Flieller, P. Wira, and D. Ould Abdeslam, "Neural networks for phase and symmetrical components estimation in power systems," in *35th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society (IECON'09)*, Porto, Portugal, 2009, pp. 1743–1749.
- [20] D. Flieller, D. Ould Abdeslam, P. Wira, and J. Mercklé, "Distortions identification and compensation based on artificial neural networks using symmetrical components of the voltages and the currents," *Electric Power Systems Research*, vol. 79, no. 7, pp. 1145–1154, 2009.
- [21] D. Ould Abdeslam, P. Wira, J. Mercklé, and D. Flieller, "Distortion identification with artificial neural networks based on symmetrical components," *International Symposium on Industrial Electronics (ISIE'2007)*, pp. 2853 – 2858, 2007.
- [22] D. Ould Abdeslam, P. Wira, J. Mercklé, D. Flieller, and Y. Chapuis, "A unified artificial neural network architecture for active power filters," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 54, no. 1, pp. 61–76, 2007.
- [23] N. K. Nguyen, D. Ould Abdeslam, P. Wira, D. Flieller, and J. Mercklé, "Artificial neural networks for harmonics currents identification in active power filtering schemes," *34th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society (IECON'08)*, pp. 2696–2701, Novembre, 2008.
- [24] N. K. Nguyen, P. Wira, O. Abdeslam, and D. Flieller, "Adaptive neural schemes for the control of a shunt active power filter," *35th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society (IECON'09)*, pp. 3217–3222, Novembre, 2009.
- [25] J. R. Jang, "Anfis : Adaptive-network-based fuzzy inference system," *IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 23, no. 3, pp. 665–685, 1993.
- [26] M. Negnevitsky, *Artificial Intelligence : A Guide to Intelligent Systems*. Second Edition – Addison Wesley Longman, 2005.
- [27] P. Wira, "Approches neuromimétiques pour l'identification et la commande," Habilitation à diriger des recherches, Université de Haute Alsace, 2009.
- [28] J.-L. Buessler, "Architectures neuro-mimétiques modulaires. application à l'asservissement visuel de systèmes robotiques," Thèse de Doctorat, Université de Haute Alsace, 1999, numéro de référence : 99 MULH 0587.
- [29] J.-L. Buessler and J.-P. Urban, "Neurobiology suggests the design of modular architectures for neural control," *Advanced Robotics*, vol. 16, no. 3, pp. 297–307, 2002.
- [30] J.-L. Buessler, J.-P. Urban, and J. Gressier, "Additive composition of supervised self-organized maps," *Neural Processing Letters*, vol. 15, no. 1, pp. 9–20, 2002.
- [31] J.-L. Buessler and J.-P. Urban, "Modular neural architectures for robotics," *Biologically inspired robot behavior engineering*, pp. 261–298, 2003.
- [32] J.-L. Buessler, J.-P. Urban, G. Hermann, and H. Kihl, "Color histogram algorithms for visual robot control," *International Journal of Robotics and Automation, Special Issue on Colour Image Processing and Analysis for Machine Vision*, vol. 20, pp. 86–93, 2005.
- [33] G. Hermann, "Approche neuromimétique modulaire pour la commande d'un système robot-vision," Thèse de Doctorat, Université de Haute-Alsace, 2004, num. d'ordre : 04 MULH 0780/23.
- [34] G. Hermann, P. Wira, and J.-P. Urban, "Modular learning schemes for visual robot control," *Bio-mimetic Neural Learning for Intelligent Robots*, vol. 3575, pp. 333–348, 2005.

- [35] P. Wira, "Réseaux neuromimétiques, modularité et statistiques : estimation du mouvement pour l'asservissement visuel de robots," Thèse de Doctorat, Université de Haute Alsace, 2002, numéro de référence : 01 MULH 0679.
- [36] P. Wira and J.-P. Urban, "Predicting unknown motion for model independent visual servoing," *International Journal of Computational Intelligence and Applications*, vol. 1, no. 3, pp. 287–302, 2001.
- [37] M. Cirstea, A. Dinu, and J. Khor, *Neural and Fuzzy Logic Control of Drives and Power Systems*. Elsevier Science and Technology Book, 2002.
- [38] J. O. P. Pinto, B. K. Bose, L. E. Borges, and M. P. Kazmierkowski, "A neural network based space vector pwm controller for voltage-fed inverter induction motor drive," *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 36, no. 6, pp. 1628 – 1636, 2000.
- [39] S. K. Mondal, J. O. P. Pinto, and B. K. Bose, "A neural-network-based space-vector pwm controller for a three-level voltage-fed inverter induction motor drive," *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 38, no. 3, pp. 660–669, 2002.
- [40] J. O. P. Pinto, B. K. Bose, and L. E. B. Silva, "A stator-flux-oriented vector-controlled induction motor drive with space-vector pwm and flux-vector synthesis by neural networks," *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 37, no. 5, pp. 1308–1318, 2001.
- [41] N. K. Nguyen, P. Wira, D. Flieller, D. Ould Abdeslam, and J. Mercklé, "A comparative experimental study of neural and conventional controllers for an active power filter," in *36th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society (IECON'10)*, Glendale, Arizona, USA, 2010.
- [42] M. A. M. Radzi and N. A. Rahim, "Neural network and bandless hysteresis approach to control switched capacitor active power filter for reduction of harmonics," *Industrial Electronics, IEEE Transactions on*, vol. 56, no. 5, pp. 1477–1484, 2009.
- [43] S. Fan, X. Wang, and Y. Zhou, "Neural network based predictive control for active power filter," *The 30th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society (IECON'04)*, vol. 1, pp. 822–826, 2004.
- [44] E. Monmasson, *Commande rapprochée des convertisseurs statiques 1 : Modulation de Largeur d'Impulsions*. Traité EGEM, série Génie Electrique, Hermès-Lavoisier, 2009.
- [45] P. Vas, *Artificial-Intelligence-Based Electrical Machines and Drives*. Oxford University Press, Inc. , New York, 1999.
- [46] *IEEE Recommended Practices and Requirements for Harmonic Control in Electrical Power Systems*. Institute of Electrical and Electronics Engineers, Inc., 1993.
- [47] G. Gay, A. Riboulot, and A. Guignabel, "Les perturbations électromagnétiques basse et haute fréquence," *InterSection - Le magasin Schneider Electric de l'enseignement technologique et professionnel*, pp. 2 – 16, Juin 2000.
- [48] L. Gyugyi and E. Strycula, "Active ac power filters," *Proc. IEEE-IAS Annu. Meeting*, pp. 529–535, 1976.
- [49] H. Akagi, "New trends in active filters for power conditioning," *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 32, no. 6, pp. 1312–1322, 1996.
- [50] N. Bruyant, "Etude et commande généralisées de filtres actifs parallèles," Thèse de Doctorat, Université de Nantes, 1999.
- [51] M. A. E. Alali, "Contribution à l'étude des compensateurs actifs des réseaux électriques basse tension (automatisation des systèmes de puissance électriques)," Thèse de Doctorat, Université Louis Pasteur, 2002.

- [52] A. K. Jindal, A. Ghosh, and A. Joshi, "The protection of sensitive loads from interharmonic currents using shunt/series active filters," *Electric Power Systems Research*, vol. 73, no. 2, pp. 187–196, 2005.
- [53] B. Renders, K. De Gusseme, W. R. Ryckaert, and L. Vandeveldel, "Converter-connected distributed generation units with integrated harmonic voltage damping and harmonic current compensation function," *Electric Power Systems Research*, vol. 79, no. 1, pp. 65–70, 2009.
- [54] H. Akagi, E. H. Watanabe, and M. Aredes, *Instantaneous Power Theory and Applications to Power Conditioning*. John Wiley Sons, Inc., New Jersey, 2007.
- [55] L. H. Tey, P. L. So, and Y. C. Chu, "Adaptive neural network control of active filters," *Electric Power Systems Research*, vol. 74, no. 1, pp. 37–56, 2005.
- [56] M. Kale and E. Ozdemir, "An adaptive hysteresis band current controller for shunt active power filter," *Electric Power Systems Research*, vol. 73, no. 2, pp. 113–119, 2005.
- [57] M. E. Ortuzar, R. E. Carmi, J. Dixon, and L. Moran, "Voltage-source active power filter based on multilevel converter and ultracapacitor dc link," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 53, no. 2, pp. 477–485, 2006.
- [58] C. Chen and Y.-Y. Hsu, "A novel approach to the design of a shunt active filter for an unbalanced three-phase four-wire system under nonsinusoidal conditions," *IEEE Transaction on Power Delivery*, vol. 15, no. 4, pp. 1258–1264, 2000.
- [59] J. W. Dixon, G. Venegas, and L. A. Moran, "A series active power filter based on a sinusoidal current-controlled voltage-source inverter," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 44, no. 4, pp. 612–620, 1997.
- [60] L. A. Moran, I. Pastorini, J. W. Dixon, and R. R. Wallace, "Series active power filter compensates current harmonics and voltage unbalance simultaneously," *IEE Proceedings on Generation, Transmission and Distribution*, vol. 147, no. 1, pp. 31–36, 2000.
- [61] H. Fujita, T. Yamasaki, and H. Akagi, "A hybrid active filter for damping of harmonic resonance in industrial power systems," *IEEE Transactions on Power Electronics*, vol. 15, no. 2, pp. 215–222, 2000.
- [62] B.-R. Lin, B.-R. Yang, and H.-R. Tsai, "Analysis and operation of hybrid active filter for harmonic elimination," *Electric Power Systems Research*, vol. 62, no. 3, pp. 191–200, 2002.
- [63] S.-Y. Lee and C.-J. Wu, "Combined compensation structure of a static var compensator and an active filter for unbalanced three-phase distribution feeders with harmonic distortion," *Electric Power Systems Research*, vol. 46, no. 3, pp. 243–250, 1998.
- [64] H. Akagi and H. Fujita, "A new power line conditioner for harmonic compensation in power systems," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 10, no. 3, pp. 1570–1575, 1995.
- [65] A. Ghosh and G. Ledwich, "A unified power quality conditioner (upqc) for simultaneous voltage and current compensation," *Electric Power Systems Research*, vol. 59, no. 1, pp. 55–63, 2001.
- [66] H.-L. Jou, J.-C. Wu, K.-D. Wu, C. Tsai, and Y.-T. Kuo, "A new control algorithm of active power line conditioner for improving power quality," *Electric Power Systems Research*, vol. 70, no. 1, pp. 1–6, 2004.
- [67] H.-L. Jou, J.-C. Wu, K.-D. Wu, and M.-S. Huang, "Control method for parallel-connected hybrid power filters," *Electric Power Systems Research*, vol. 76, no. 1-3, pp. 121–126, 2005.
- [68] H.-L. Jou, J.-C. Wu, K.-D. Wu, C.-H. Li, and W.-P. Hsu, "Novel configuration for three-phase hybrid power filter," *Electric Power Systems Research*, vol. 78, no. 7, pp. 1153–1160, 2008.
- [69] H.-C. Chang and T.-T. Chang, "Optimal installation of three-phase active power line conditioners in unbalanced distribution systems," *Electric Power Systems Research*, vol. 57, no. 3, pp. 163–171, 2001.

- [70] G.-C. Hsieh and J. C. Hung, "Phase-locked loop techniques. a survey," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 43, no. 6, pp. 609–615, 1996.
- [71] F. Mekri, M. Machmoum, B. Mazari, and N. A. Ahmed, "Determination of voltage references for series active power filter based on a robust pll system," in *International Symposium on Industrial Electronics (ISIE '2007)*, Vigo, Spain, 2007, pp. 473 – 478.
- [72] A. M. Salamah, S. J. Finney, and B. W. Williams, "Three-phase phase-lock loop for distorted utilities," *IET Electric Power Applications*, vol. 1, no. 6, pp. 937–945, 2007.
- [73] S. A. Oliveira da Silva, E. Tomizaki, R. Novochadlo, and E. A. Alves Coelho, "PLL structures for utility connected systems under distorted utility conditions," in *The 32nd Annual Conference on IEEE Industrial Electronics (IECON'06)*, Paris, France, 2006, pp. 2636 – 2641.
- [74] B. K. Bose, *Modern Power Electronics and AC Drives*. Prentice Hall PTR, 2002.
- [75] Barnes, *Practical Variable Speed Drives and Power Electronics*. Elsevier, 2003.
- [76] H. Akagi, "Active harmonic filter," *Proceedings of the IEEE*, vol. Vol.93, no. 12, pp. 12–45, 2005.
- [77] L. Benchaita, S. Saadate, and A. Salem nia, "A comparison of voltage source and current source shunt active filter by simulation and experimentation," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 14, no. 2, 1999.
- [78] J. Holtz, "Pulsewidth modulation - a survey," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 39, no. 5, pp. 410 – 420, 1992.
- [79] V. G. Agelidis, A. I. Balouktsis, and C. Cossar, "On attaining the multiple solutions of selective harmonics elimination pwm three-level waveforms through function minimization," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 55, no. 3, pp. 996 – 1004, 2008.
- [80] R. Taleb, P. Wira, and A. Meroufel, "An artificial neural network approach for solving the harmonic distortions elimination in multilevel converters," *International Review on Modelling and Simulations*, vol. 2, no. 3, pp. 227–235, 2009.
- [81] E. Monmasson, *Commande rapprochée des convertisseurs statiques 2 : Commande en courant*. Traité EGEM, série Génie Electrique, Hermès-Lavoisier, 2009.
- [82] D.-C. Lee and G.-M. Lee, "Linear control of inverter output voltage in overmodulation," *IEEE Transaction on Industrial Electronics*, vol. 44, no. 4, pp. 590–592, 1997.
- [83] —, "A nouvel overmodulation technique for space-vector pwm inverters," *IEEE Transactions on Power Electronics*, vol. 13, no. 6, pp. 1144–1151, 1998.
- [84] E. R. José, *Power Electronic Handbook*. Academy Press, 2001.
- [85] P. Verdelho and G. Marques, "Design and performance of an active power filter and unbalanced current compensator," *Industrial Electronics, Control and Instrumentation (IECON'94), 20th International Conference*, vol. 1, pp. 422–427, 1994.
- [86] —, "An active power filter and unbalanced current compensator," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 44, no. 3, pp. 321–328, 1997.
- [87] R. H. Park, "Two-reaction theory of synchronous machine. generalized method of analysis - part 1," in *Winter Convention of the A.I.E.E.*, New York, 1929.
- [88] —, "Two-reaction theory of synchronous machine - ii," in *Winter Convention of the A.I.E.E.*, New York, 1933.
- [89] D. Ould Abdeslam, "Techniques neuromimétiques pour la commande dans les systèmes électriques : application au filtrage actif parallèle dans les réseaux électriques basse tension," Thèse de doctorat, Université de Haute Alsace, 2005.

- [90] H. Sasaki and T. Machida, "A new method to eliminate ac harmonic currents by magnetic flux compensation-considerations on basic design," *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, vol. PAS-90, no. 5, pp. 2009–2019, 1971.
- [91] H. Akagi, Y. Kanazawa, and A. Nabae, "Instantaneous reactive power compensators comprising switching devices without energy storage components," *IEEE Transactions on Industry Application*, vol. IA-20, no. 9, pp. 625–630, 1984.
- [92] H. Akagi and R. Kondo, "A transformerless hybrid active filter using a three-level pulsewidth modulation (pwm) converter for a medium-voltage motor drive," *Power Electronics, IEEE Transactions on*, vol. 25, no. 6, pp. 1365–1374, 2010.
- [93] H. Akagi and T. Hatada, "Voltage balancing control for a three-level diode-clamped converter in a medium-voltage transformerless hybrid active filter," *Power Electronics, IEEE Transactions on*, vol. 24, no. 3, pp. 571–579, 2009.
- [94] H. Fujita and H. Akagi, "A practical approach to harmonic compensation in power systems-series - connection of passive and active filters," *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 21, no. 6, pp. 1020–1025, 1991.
- [95] F. Z. Peng, H. Akagi, and A. Nabae, "Compensation characteristics of the combined system of shunt passive and series active filters," *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 29, no. 1, pp. 144–152, 1993.
- [96] V. Cardenas, L. Moran, A. Bahmondes, and J. Dixon, "Comparative analysis of real time generation techniques for four-wire shunt active power filters," *Power Electronics Specialist Conference (PESC'03), IEEE 34th Annual Conference*, vol. 2, pp. 791–796, 2003.
- [97] B. Singh, V. Verma, and J. Solanki, "Neural network-based selective compensation of current quality problems in distribution system," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 54, no. 1, pp. 53–60, 2007.
- [98] G. Marques, "A comparison of active power filter control methods in unbalanced and non-sinusoidal conditions," *Proceedings of the 24th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society (IECON'98)*, vol. 1, pp. 444–449, 1998.
- [99] H. Akagi, "Trends in active power line," *IEEE Transactions on Power Electronics*, vol. 9, no. 3, pp. 263–268, 1994.
- [100] M. Depenbrock, V. Staudt, and H. Wreder, "A theoretical investigation of original and modified instantaneous power theory applied to four-wire systems," *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 39, no. 4, July/ August 2003.
- [101] L. Moran, J. Dixon, and R. Wallace, "A three-phase active power filter operating with fixed switching frequency for reactive power and current harmonic compensation," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 42, no. 4, pp. 402–408, 1995.
- [102] P. K. Dash, S. K. Panda, A. C. Liew, B. Mishra, and R. K. Jena, "A new approach to monitoring electric power quality," *Electric Power Systems Research*, vol. 46, no. 1, pp. 11–20, 1998.
- [103] L. Baghli, "Contribution à la commande de la machine asynchrone, utilisation de la logique floue, des réseaux de neurones et des algorithmes génétiques," Thèse de Doctorat, Université Henri Poincaré-Nancy 1, 1999.
- [104] G. S. Ilango, C. Nagamani, A. V. S. S. R. Sai, and D. Aravindan, "Control algorithms for control of real and reactive power flows and power oscillation damping using upfc," *Electric Power Systems Research*, vol. 79, no. 4, pp. 595–605, 2009.
- [105] P. Caramia, G. Carpinelli, and P. Verde, *Power Quality Indices in Liberalized Markets*. Wiley and Sons, Ltd., 2009.

- [106] D. Flieller, D. Ould Abdeslam, P. Wira, and J. Mercklé, “Distortions identification and compensation based on artificial neural networks using symmetrical components of the voltages and the currents,” *Electronic Power System Research*, vol. 79, no. 7, pp. 1145–1154, 2009.
- [107] Y. H. Kim, K. S. Kim, B. K. Kwon, and C. H. Choi, “A fast and robust pll of mcfc pcs under unbalanced grid voltages,” *Power Electronics Specialists Conference*, pp. 4712–4716, 2008.
- [108] Q. Ai, Y. Zhou, and W. Xu, “Adaline and its application in power quality disturbances detection and frequency tracking,” *Electric Power Research*, vol. 77, pp. 462–469, 2007.
- [109] T. Gouraud, “Identification et rejet de perturbations harmoniques dans des réseaux de distribution électrique,” Thèse de Doctorat, Université de Nantes, 1997.
- [110] D. Halbwachs, P. Wira, and J. Mercklé, “Adaline-based approaches for time-varying frequency estimation in power systems,” in *2nd IFAC International Conference on Intelligent Control Systems and Signal Processing (ICONS 2009)*, Istanbul, Turkey, 2009.
- [111] L. S. Czarnecki, “Budeanu and fryze : Two frameworks for interpreting power properties of circuits with sinusoidal voltages and currents,” *Electrical Engineering 80*, pp. 359–367, 1997.
- [112] M. Aredes and E. Watanabe, “New control algorithm for series and shunt three-phase four-wire active power filters,” *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 10, no. 3, pp. 1649–1656, 1995.
- [113] S. R. N. Dzondé, N. K. Nguyen, H. Berviller, C. H. Kom, J. P. Blondé, M. Kom, and F. Braun, “Fpga resources reduction with multiplexing technique for implementation of ann-based harmonics extraction by p-q method,” in *36th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society (IECON’10)*, Arizona, USA, 2010 (accepté).
- [114] D. G. Luenberger and Y. Ye, *Linear and Nonlinear Programming*, ser. International Series in Operations Research and Management Science. Springer, 2008, vol. 116.
- [115] M. Depenbrock, “The fbd-method, a generally applicable tool for analyzing power relations,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 8, no. 2, pp. 381–387, May 1993.
- [116] L. Wu, Z. Fang, P. Zhang, H. Li, and Z. Wang, “Study on the influence of supply-voltage fluctuation on shunt active power filter,” *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 22, no. 3, pp. 1743–1749, 2007.
- [117] L. Loron, “Tuning of pid controllers by the non-symmetrical optimum method,” *Automatica*, vol. 33, no. 1, pp. 103–107, January 1997.
- [118] J.-P. Hautier, F. Meibody-Tabar, E. Monmasson, V. De Olivera, R. Pena-Eguiluz, J. Pierquin, M. Pietrzak-David, H. Razik, and E. Semail, “Structures de commande des systèmes multimachines multiconvertisseurs,” *RIGE*, vol. 6, no. 3-4, pp. 307–324.
- [119] C. Lascu, L. Asiminoaei, I. Boldea, and F. Blaabjerg, “High performance current controller for selective harmonic compensation in active power filters,” *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 22, no. 5, pp. 1826–1835, 2007.
- [120] —, “Frequency response analysis of current controllers for selective harmonic compensation in active power filters,” *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 56, no. 2, pp. 337–347, 2009.
- [121] J. Harris, *Fuzzy Logic Applications in Engineering Science*. Springer, 2006.
- [122] T. J. Ross, *Fuzzy Logic With Engineering Applications*. John Wiley & Sons, 2004.
- [123] L. Reznik, *Fuzzy Controllers*. Newnes, 1997.
- [124] K. M. Passino and S. Yurkovich, *Fuzzy Control*. Addison Wesley Longman, 1998.
- [125] A. Lotfi and A. C. Tsoi, “Learning fuzzy inference systems using an adaptive membership function scheme,” *IEEE Transactions On Systems, Man, And Cybernetics—Part B : Cybernetics*, vol. 26, no. 2, pp. 326–331, 1996.

- [126] M. Brown and C. Harris, *Neurofuzzy Adaptive Modelling and Control*. Prentice Hall, 1994.
- [127] MathWorks, “Matlab-the language of technical computing,” *MATLAB Function Reference-pin*, 1984-2007.
- [128] T. M. Jahns and W. L. Soong, “Pulsating torque minimization techniques of permanent magnet ac motor drives - a review,” *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 43, no. 2, pp. 321–330, 1996.
- [129] H. R. Bolton and R. A. Ashen, “Influence of motor design and feed-current waveform on torque ripple in brushless dc drives,” *IEE Proceedings*, vol. 131, no. 3, 1984.
- [130] K. Hameyer and R. J. M. Belmans, “Permanent magnet excited brushed dc motors,” *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 43, no. 2, pp. 247–255, 1996.
- [131] D. Grenier, F. Labrique, H. Buyse, and E. Matagne, *Electromécanique - Convertisseurs d'énergie et Actionneurs*. Dunod, Paris, 2001.
- [132] B. K. Bose, *Power Electronics and AC Drives*. Englewood Cliffs : Prentice-Hall, 1986.
- [133] R. Carlson, A. A. Tavares, J. P. Bastos, and M. Lajoie-Mazenc, “Torque ripple attenuation in permanent magnet synchronous motors,” *Industry Applications Society Annual Meeting*, vol. 1, pp. 57–62, 1989.
- [134] M. Islam, S. Mir, and T. Sebastian, “Issues in reducing the cogging torque of mass-produced permanent-magnet brushless dc motor,” *IEEE Transactions on Industrial Applications*, vol. 40, no. 3, pp. 813–820, 2004.
- [135] Y. Kano, T. Kosaka, N. Matsui, and T. Nakanishi, “A new technique of torque ripple reduction in saliency-based sensorless drive ipm motors for general industrial applications,” *13th European Conference on Power Electronics and Applications (EPE '09)*, pp. 1–10, 2009.
- [136] J. Pyrhönen, T. Jokinen, V. Hrabovcova, and H. Niemelö, *Design of Rotating Electrical Machines*. Wiley, 2008.
- [137] Y. Ait-gougam, R. Ibtouen, O. Touhami, J.-P. Louis, and M. Gabsi, “Inverse modelling and pulsating torque minimization of salient pole non-sinusoidal synchronous machines,” *Electric Power Systems Research*, vol. 78, no. 1, pp. 88–96, 2008.
- [138] D. Flieller, J.-P. Louis, N. K. Nguyen, and G. Sturtzer, *Commandes classiques et avancées des actionneurs synchrones : Chapitre 2 - Alimentations optimales et commandes en couple des actionneurs synchrones. Conceptions dans le référentiel a–b–c*. Traité EGEM, Série Génie Electrique, Hermès-Lavoisier, 2010.
- [139] P. Beccue, S. Pekarek, J. Neely, and D. Stutts, “Design of a closed-loop controller for mitigation of torque ripple in a brushless dc machine,” *34th IEEE Annual Power Electronics Specialist Conference (PESC '03)*, vol. 4, pp. 1664–1670, 2003.
- [140] J. Y. Hung and Z. Ding, “Minimization of torque ripple in permanent magnet motors : a closed form solution,” *Proceedings of the 1992 International Conference on Industrial Electronics, Control, Instrumentation, and Automation*, vol. 1, pp. 459–463, 1992.
- [141] —, “Design of currents to reduce torque ripple in brushless permanent magnet motors,” *IEE Proceedings on Electric Power Applications. Part B*, vol. 140, no. 4, pp. 260–266, 1993.
- [142] J. Y. Hung, “Design of the most efficient excitation for a class of electric motor,” *IEEE Transactions on Circuits and Systems I : Fundamental Theory and Applications*, vol. 41, no. 4, pp. 341–344, 1994.
- [143] P. L. Chapman, S. D. Sudhoff, and C. A. Whitcomb, “Optimal current control strategies for surface-mounted permanent-magnet synchronous machine drives,” *IEEE Transactions on Energy Conversion*, vol. 14, no. 4, 1999.



- [144] F. Colamartino, C. Marchand, and A. Razek, "Torque ripple minimization in permanent magnet synchronous servodrives," *IEEE International Electric Machines and Drives Conference*, pp. WB2/5.1 – WB2/5.3, 1997.
- [145] L. Loron, F. Auger, L. Baghli, J.-P. Calvez, and Collectif, *Commande des systèmes électriques : perspectives technologiques*. Traité EGEM, série Génie électrique, Hermès-Lavoisier, 2003.
- [146] E. Matagne and M. Silva Garrido, *Conversion électromécanique d'énergie : du phénomène physique à la modélisation dynamique*. Traité EGEM, série Génie électrique, Hermès-Lavoisier, 2004, no. 1.
- [147] F.-M. Sargos and F. Meibody-Tabar, "Modèles dynamiques des machines synchrones," *Hermès-Lavoisier*, no. 2, pp. 181–246, 2004.
- [148] J.-P. Louis, *Modélisation des machines électriques en vue de leur commande, Concepts généraux*. Traité EGEM, série Génie électrique, Hermès-Lavoisier, 2004.
- [149] ———, *Modèles pour la commande des actionneurs électriques*. Traité EGEM, série Génie électrique, Hermès-Lavoisier, 2004.
- [150] J. Chatelain, *Machines électriques*. Dunod, 1983, vol. 10.
- [151] J.-P. Louis, D. Flieller, N. K. Nguyen, and G. Sturtzer, *Commandes classiques et avancées des actionneurs synchrones : Chapitre 1 - Commande des actionneurs synchrones : problématique et modélisation*. Traité EGEM, Série Génie électrique, Hermès-Lavoisier, 2010.
- [152] D. Flieller, "Etude de systèmes électrotechniques non linéaires échantillonnés. application à la modélisation et à la commande de machine à réluctance variable à double saillance," Thèse de Doctorat, Université Pierre et Marie CURIE, 1995.
- [153] S. Clenet, Y. Lefèvre, N. Sadowski, S. Astier, and M. Lajoie-Mazenc, "Compensation of permanent magnet motors torque ripple by means of current supply waveshapes control determined by finite element method," *IEEE Transactions on Magnetics*, vol. 29, no. 2, pp. 2019–2023, 1993.
- [154] M. O. Hamiti, "Réduction des ondulations de couple d'une machine synchrone à réluctance variable. approches par la structure et par la commande," Thèse de Doctorat, Université Henri Poincaré, Nancy-I, 2009.
- [155] R. Lateb, "Modélisation des machines asynchrones et synchrones à aimants avec prise en compte des harmoniques d'espace et de temps : Application à la propulsion marine par pod," Thèse de Doctorat, Institut National Polytechnique de Lorraine, 2006.
- [156] H. Schwab, "Stratégie de commande d'actionneurs synchrone à aimants permanents intégrant la sûreté de fonctionnement," Thèse de Doctorat, Université de Haute Alsace, 2004.



UNIVERSITE DE HAUTE ALSACE

THESE DE DOCTORAT

Ngac Ky Nguyen

Titre :

**Approches neuromimétiques pour  
l'identification et la commande des systèmes  
électriques : application au filtrage actif et  
aux actionneurs synchrones**

**Résumé :**

Cette thèse propose des approches neuromimétiques d'identification et de commande avec des applications directes au Filtre Actif Parallèle (FAP) et au Moteur Synchrone à Aiment Permanent (MSAP).

Une structure neuronale complète a été développée pour réaliser toutes les fonctionnalités d'un FAP pour compenser des harmoniques de courant. La phase instantanée et les composantes symétriques d'un système triphasé de tensions ou de courants ont été estimées avec une boucle à verrouillage de phase neuronale. L'identification des harmoniques de courant a été réalisée avec des réseaux de neurones de type Adaline opérant dans les différents repères. Plusieurs schémas de commande ont été développés pour réinjecter les courants de compensation à l'aide d'un onduleur. Ils sont basés sur des techniques neuromimétiques, sur la logique floue, ou sur leur association.

Une approche neuronale a été développée pour commander une MSAP à distribution quelconque avec des contraintes prédéterminées réduisant les ondulations du couple. Elle consiste en des schémas de commande directe en couple ou en vitesse pour obtenir les courants statoriques optimaux qui donnent exactement le couple électromagnétique (ou la vitesse) désiré et qui réduisent au maximum les pertes par effet Joule. Ces commandes intègrent deux blocs neuronaux, l'un dédié au calcul des courants optimaux et l'autre pour assurer leur génération à travers un onduleur de tension.

Toutes les approches neuromimétiques ont été validées par des tests de simulation et des essais expérimentaux. Des comparaisons avec les méthodes de commande classique démontrent des caractéristiques supérieures en termes de performance et de robustesse. .

**Mots clés :**

réseaux de neurones artificiels ; identification ; commande adaptative ; technique intelligente ; filtre actif parallèle ; compensation des harmoniques ; moteur synchrone à aimant permanent ; commande directe en couple et en vitesse ; courants optimaux statoriques.

Title :

**Neural Network Approaches  
for Identification and Control of Electrical  
Systems : Application to Active Power Filters and  
Permanent-Magnet Synchronous Motors**

**Abstract :**

This thesis proposes Artificial Neural Networks (ANN) approaches for the identification and the control of an Active Power Filter (APF) and a Permanent-Magnet Synchronous Motor (PMSM).

A completed neural architecture was developed in an APF for harmonic currents compensation. The instantaneous phase and the symmetrical components of a three-phase voltage or current were estimated with a neural phase-locked loop. The harmonic terms were identified by Adaline neural networks that estimate the instantaneous powers within different reference frames. Several intelligent techniques, based on neural networks, fuzzy logic or their association, were developed to control the Voltage Source Inverter (VSI) used to inject the harmonic currents phase-opposite.

An original neural approach was also carried out for reducing the torque ripple of a non-sinusoidal PMSM. It consists in a direct torque or in a speed control schemes that elaborate the optimal stator currents which exactly give a desired electromagnetic torque or speed and which minimize the ohmic losses. The control schemes integrate two neural networks, one to calculate the optimal currents and one to ensure their generation through an inverter.

The neural network approaches were all evaluated by simulated and experimental tests. The results confirm their excellent characteristics in terms of both performance and robustness. Comparisons with conventional methods prove their superiority.

**Keywords :**

artificial neural networks ; identification ; adaptive control ; intelligent technique ; active power filter ; harmonic compensation ; permanent-magnet synchronous motor ; direct torque and speed control ; optimal stator currents.