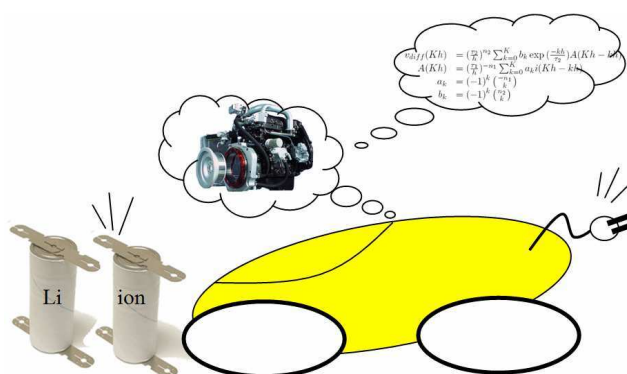


Contribution à la modélisation et à l'identification temps réel pour les systèmes à énergie électrique embarquée



Synthèse scientifique présentée pour l'obtention de l'Habilitation à Diriger des
Recherches de l'Université de Technologie de Compiègne.

présentée par

Christophe FORGEZ

Soutenue le 31 mars 2009 devant le jury :

M. Astier S.	Professeur, Institut National Polytechnique de Toulouse (rapporteur)
M. Badin F.	Directeur de Recherche, IFP, Solaize
M. Faucher J.	Professeur, Institut National Polytechnique de Toulouse (rapporteur)
M. Friedrich G.	Professeur, Université de Technologie de Compiègne
M. Glaize C.	Professeur, Université Montpellier II (rapporteur)
M. Loron L.	Professeur, Polytech'Nantes, Saint Nazaire
M ^{me} . Semail B.	Professeur, USTL- Polytech'Lille, Villeneuve d'Ascq

Table des matières

I	Activités d'enseignements	6
II	Activités de recherche	12
1	Le contexte scientifique et technologique	13
1.1	L'environnement de travail	13
1.2	L'approche système	14
1.3	Les outils utilisés	15
2	Le contexte économique	16
2.1	Electrification des éléments de confort et de sécurité dans l'automobile	16
2.2	Vers une rupture technologique inévitable	17
2.2.1	Les causes :	17
2.2.2	Des solutions	17
2.3	Orientation de ma recherche	20
3	Activités contractuelles	22
3.1	Surveillance thermique d'un alterno-démarreur	22
3.1.1	Présentation du projet alterno-démarreur et collaboration VALEO	22
3.1.2	Surveillance thermique de l'alterno-démarreur (2000-2002)	23
3.2	Projets du pôle DIVA	24
3.2.1	Présentation du pôle DIVA et collaboration avec le LRCS	24
3.2.2	Projet DIVA 2000-2004	24
3.2.3	Projet DIVA 2006-2010	24
3.3	Predit SIMSTOCK	24
3.3.1	Présentation du prédit SIMSTOCK	24
3.3.2	Pérennisation du réseau	25
3.3.3	Attentes économiques liées au projet	26
4	Activités d'encadrement	27
4.1	Thèse de Pascal LY : Juin 2003	27
4.2	Thèse de Emmanuel KUHN : septembre 2004	27
4.3	DEA de Hicham ABBAS : juin 2005	29
4.4	Thèse de Dinh Vinh DO : 2006 - 2009	29

III	Les travaux	33
5	Modélisation par réseaux de neurones	34
5.1	Les réseaux neuronaux	34
5.1.1	Un peu d'histoire	34
5.1.2	Le neurone	35
5.1.3	Les réseaux de neurones	36
5.2	Méthode d'apprentissage	36
5.2.1	Initialisation des poids et biais d'entrée	37
5.2.2	Détermination des poids de sortie	38
5.3	Application à la commande	39
5.3.1	Représentation d'un système	39
5.3.2	Conception d'une commande à partir des graphes causaux	40
5.3.3	Méthodologie pour contrôler un système non linéaire	40
5.4	Application au contrôle de machine	43
5.4.1	Contrôle neuronal partiel	44
5.4.2	Contrôle neuronal total	45
5.4.3	Contrôle neuronal adaptatif	48
5.5	Conclusion et perspectives	50
6	Identification temps réel de machine asynchrone	52
6.1	Introduction	52
6.2	Le filtrage de Kalman	53
6.2.1	Filtre de Kalman discret	54
6.2.2	Filtre de Kalman discret étendu	55
6.3	L'héritage des travaux de Luc Loron	56
6.3.1	Modèle d'ordre 2	56
6.4	Surveillance thermique de la machine asynchrone	57
6.4.1	Observation de la température	57
6.4.2	Difficultés rencontrées	58
6.4.3	Renforcement par modèle de connaissance	60
6.4.4	Initialisation et réglage du filtre	62
6.4.5	Initialisation et réglage du filtre	64
6.4.6	Résultats	65
6.4.7	Conclusion	68
7	Modélisation de batterie	69
7.1	Problématique et objectifs de l'étude	69
7.2	Description des phénomènes électrochimiques	70
7.2.1	Réactions primaires	70
7.2.2	Phénomènes statiques	70
7.2.3	Les phénomènes statiques	70
7.2.4	Phénomènes dynamiques	72
7.3	Première structure de schéma équivalent à constantes localisées	75
7.3.1	Justification de la structure	75
7.3.2	Problèmes d'identification liés à la complexité de la structure	79
7.4	Deuxième structure en dérivées non entières	80
7.4.1	Circuit électrique considéré pour une cellule NiMH 1.2V 13.5Ah	80

7.4.2	Identification des éléments du circuit	81
7.4.3	Calcul en temps réel du modèle en dérivées non entières	88
7.5	Troisième structure : Le modèle énergétique	96
7.5.1	Identification des éléments du circuit	100
7.5.2	Calcul en temps réel du modèle énergétique	102
7.6	Résumé des modélisations d'un accumulateur NiMH	103
7.7	Battery Management System : BMS	104
7.7.1	Rôle du BMS	104
7.7.2	Les estimations indispensables au BMS	106
7.8	Observateur d'état de charge	108
7.8.1	Méthodes de détermination de l'état de charge	109
7.8.2	Equation d'état de l'observateur	110
7.8.3	Réglage du filtre	111
7.8.4	Validations expérimentales	112
7.9	Prise en compte de l'évolution des paramètres	113
7.9.1	Prise en compte de la température	113
7.9.2	Prise en compte du vieillissement	115
7.10	Perspectives	116
IV	Synthèse	117
8	Bilan	118
8.1	Résumé des travaux	118
8.2	Faire converger l'originalité et le pragmatisme	119
9	Perspectives	121
9.1	Perspectives à 5 ans	122
9.2	Contexte	124
9.3	Perspectives au delà des 5 ans	125
9.3.1	Perspectives à long terme	126

Remerciements

Je suis très honoré que Messieurs Jean FAUCHER Professeur à l'ENSEEIH de Toulouse, Stephan ASTIER, Professeur à l'ENSEEIH de Toulouse, et Christian GLAIZE, Professeur à l'Université de Montpellier, aient accepté d'être rapporteurs de mon Habilitation à Diriger des Recherches. Je les remercie chaleureusement pour l'intérêt qu'ils ont porté à mon travail et pour les remarques constructives sur la poursuite de mes travaux.

Je souhaite remercier Madame Betty SEMAIL, Professeur à Polytech'Lille, ainsi que Monsieur Luc LORON, Professeur à Polytech'Nantes, d'avoir accepté de participer à ce jury. Je souhaite également leur exprimer toute ma reconnaissance pour m'avoir donné, chacun à leur manière au début de ma carrière, le goût pour la modélisation et l'identification.

Je tiens à remercier Monsieur François BADIN, Directeur de Recherches à l'IFP de Solaize, d'avoir accepté de participer à ce jury. Je tiens également à le remercier pour les collaborations très constructives que nous avons entreprises.

Je tiens particulièrement à remercier Monsieur Guy FRIEDRICH, Professeur à l'Université de Technologie de Compiègne, pour m'avoir donné des conditions très favorables au développement et à la valorisation de mes travaux de recherches au sein de son laboratoire, ainsi que pour ses nombreux encouragements et conseils.

Mes remerciements seraient incomplets si je ne mentionnais pas l'ensemble des membres du Laboratoire d'Electromécanique de Compiègne pour leur aide et leur convivialité au quotidien.

Je ne saurais terminer ces remerciements sans mentionner ma famille et mes amis qui m'ont soutenu par leurs encouragements et leur patience tout au long de ces années.

Première partie

Activités d'enseignements

Christophe FORGEZ

Formation

- 1998 **Doctorat** de l'Université des Sciences et Technologies de Lille
Spécialité : Génie Electrique
 Titre de la thèse : "Méthodologie de modélisation et de commande par réseaux artificiels de neurones pour des dispositifs électrotechniques non linéaires"
- 1995 **DEA** de génie électrique obtenu à l'Université des Sciences et Technologies de Lille
- 1993 **Diplôme d'ingénieur** EUDIL (Ecole Universitaire D'Ingénieurs de Lille)
Spécialité : Informatique, Mesures, Automatique, Electrotechnique

Activité d'enseignement

- Depuis
sept 1999 Maître de Conférences à l'Université de Technologie de Compiègne.
 Participation aux enseignements d'électronique, d'électromagnétisme, ouverts aux étudiants des différentes branches à l'Université de Technologie de Compiègne. Responsable de l'unité de valeur TI22 du Master Recherche Technologies de l'Information et des Systèmes. Responsable de l'unité de valeur d'automatique (MC06) de la filière Mécatronique Actionneurs Robotisation et Systèmes
- 1999 ATER à l'Université de Technologie de Compiègne
- 1995–1998 Vacations à l'Ecole Centrale de Lille dans le cadre du doctorat
- Administratif Membre élu au bureau de département Génie Mécanique 2000-2002 et 2002-2004

Recherche

- Encadrement
de thèse **-Thèse de Emmanuel KUHN**
 Contribution à la conception optimale d'une chaîne de motorisation hybride parallèle : choix d'un modèle d'accumulateur (soutenue le 28 septembre 2004)
-Thèse de Pascal LY
 Commande optimale d'un alerno-démarrreur intégré avec prise en compte de la saturation magnétique (soutenue le 11 juin 2003)
-Thèse de Dinh Vinh DO
 Diagnostic de batterie Li-ion dans les applications embarquées (soutenance fin 2009)
- Contrats **-Predit SIMSTOCK** projet de réalisation d'une bibliothèque de modèle d'éléments de stockage électrique pour le logiciel AMESim commercialisé par la société LMS (ex IMAGINE).
-Contrats régionaux dans le cadre du pôle **DIVA** (Diagnostic et Véhicules Avancés) sur la modelisation et le diagnostic de batteries en vue d'améliorer la gestion d'énergie au sein des véhicules hybrides. Partenariat avec le Laboratoire de Réactivité et chimie des solides d'Amiens.
-Contrats de recherche avec VALEO Systèmes Electriques dans le cadre du programme de recherches communes entre VALEO et le LEC. Les thèmes de ces contrats concernés l'identification des paramètres d'un alerno-démarrreur asynchrone et de sa surveillance thermique.
- Congrès Reviewer IEE, IEEE, IECON, IFAC, ELECTRIMACS, JCGE
 Co-organisateur du congrès EF2009

Activités d'enseignement

Les enseignements

Mon recrutement en tant que Maître de Conférences à l'Université de Technologie de Compiègne en septembre 1999 a précédé le départ de Luc LORON un an plus tard pour une promotion de Professeur à Saint -Nazaire. Cette anticipation a permis d'effectuer une transition dans de bonnes conditions des responsabilités d'enseignements notamment au niveau de l'unité de valeur MC06. Cette unité de valeur représente un enseignement de synthèse pour la formation d'ingénieurs mécaniciens en filière MARS (Mécatronique Actionneurs Robotisation et Systèmes). Son objectif est de donner, à l'étudiant, les outils qui lui permettront de mettre en oeuvre une commande d'axe électromécanique (analogique ou numérique), basée sur l'offre technologique industrielle. Elle comporte 3 parties :

- Modélisation de l'entraînement comprenant : l'actionneur, son alimentation, la charge mécanique et la chaîne de mesures (capteurs).
- Principe de la commande et réglages des correcteurs : à partir de la modélisation de l'entraînement et des rappels d'automatique concernant le réglage des correcteurs, l'enseignement s'oriente sur la critique des performances de la commande d'axe ainsi réalisée. Cette partie s'étend à la génération de trajectoire et à la commande multi-axes.
- Aspects technologiques et bilan de l'offre industrielle pour la constitution d'axes motorisés : capteurs de position, de vitesse et de courant, variateur de vitesse, carte d'axe. Une part importante de cette UV est consacrée à l'expérimentation, soit en TD (outils de CAO et de simulation : Matlab Simulink), soit en TP sur du matériel industriel.

Les effectifs étudiants dans la filière Mécatronique étant insuffisants, nous ne possédons pas de Master Recherche en Génie Electrique à l'UTC. Afin de recruter nos meilleurs étudiants en thèse pour notre Laboratoire, nous les envoyons soit en Master Recherche de Génie Électrique dans une autre université, soit en Master Recherche "*Technologie de l'Information et des Systèmes*" à l'UTC en parallèle à leur formation d'ingénieurs pour ceux d'entre eux qui ont plus la fibre contrôle des systèmes. Automaticien de formation, j'ai donc été amené à enseigner au sein du Master Recherche "*Technologies de l'Information et des Systèmes*" de l'UTC, dans laquelle les membres du Laboratoire participent à une unité de valeur (TI22) dédiée à l'identification et à la commande de machines électriques. Depuis 2004 je suis responsable de cette unité de valeur que je partage avec Vincent LANFRANCHI.

La refonte des Masters à l'UTC, a abouti à la création d'un Master mécatronique à vocation européenne. Celui ci se fera en partenariat avec l'université de Braunschweig en Allemagne. Dès la rentrée 2008, plusieurs unités de valeurs seront proposés par les enseignants de la filière MARS notamment autour de la conception optimale et la commande de systèmes actionnés électriquement. Dans ce contexte l'unité de valeur TI22 et son contenu seront repris intégralement. J'aurai, de plus, la co-responsabilité, de la création d'une unité de valeur concernant la mise en oeuvre de commande temps réel sur micro contrôleur, FPGA ou DSP. Pour cette unité de valeur quatre enseignants apporteront leurs expertises dans un domaine précis. Ce partage me permettra de ne pas alourdir ma charge d'enseignement.

Outre ces enseignements dont j'ai la responsabilité, je participe également à des enseignements fondamentaux en branche Génie Mécanique notamment en électronique, en électromagnétisme, ainsi que des enseignements de base de l'automatique. Depuis 2005, je participe également à des enseignements de physique en Tronc Commun (classe préparatoire intégrée de l'UTC). L'ensemble de ces enseignements est recensé dans le tableau 1.

TAB. 1 – Liste de participation (responsabilité*) aux UVs

PS22	Mesures physiques	Tronc commun
EN21	Bases de l'électronique analogique	Début de branche
EN14	Fonctions électroniques pour l'ingénieur	Milieu de branche
EL01	Phénomènes électromagnétiques	Début de branche
SY04	Systèmes asservis linéaires	Milieu de branche
MC06*	Modélisation, dimensionnement et réglage d'axes électromécaniques	Fin de branche
TI22*	Modélisation, commande et identification des systèmes dynamiques	Master
*	Applications mécatroniques de l'électronique numérique	Master (2009)

Charge d'enseignement

L'évolution de ma charge d'enseignement est représentée figure 1. Les premières années ont été marquées par charge importante due essentiellement à des besoins en travaux pratiques en électronique qu'il a fallu combler à défaut de doctorants pour les effectuer. Avec le départ de Luc LORON et par conséquent la prise de responsabilité de l'unité de valeur MC06, 2001-2002 marque l'année record en terme de charge d'enseignement. Depuis grâce aux recrutements de Vincent LANFRANCHI en 2001, puis de Stéphane VIVIER en 2004 et à une meilleure répartition des enseignements avec la participation de plusieurs doctorants en travaux pratiques, ma charge d'enseignement a rejoint une norme relativement acceptable, ce qui contribue à favoriser la montée en puissance de mon activité de recherche au sein du laboratoire.

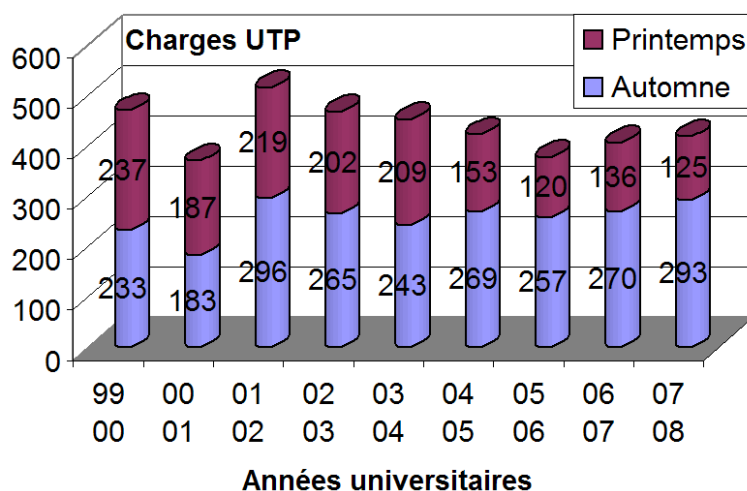


FIG. 1 – Evolution de ma charge d'enseignement (en heures équivalent TP)

Ma contribution à l'enseignement en mécatronique

Contribution technologique

Ma contribution personnelle dans l'enseignement de la mécatronique à l'UTC, s'est portée essentiellement sur une adaptation de l'enseignement de l'UV MC06, dont j'ai la responsabilité, en rapport à une réactualisation de l'offre technologique industrielle. L'omniprésence du numérique dans les commandes modernes, a rendu incontournable cette rénovation au sein d'une UV dont l'enseignement du contrôle numérique était restée jusqu'ici théorique. A partir de l'offre technologique dédiée au contrôle d'actionneurs électriques, j'ai donc porté l'effort sur l'introduction, au sein de l'UV MC06, d'un cours sur l'utilisation d'un processeur numérique de signal (DSP) pour des commandes temps réel, puis la mise en pratique en TP sur carte TMS320F2812. Actuellement, l'effort se porte sur la formation aux outils de prototypage rapide, avec une mise en pratique sur carte DSPACE DS1104. Ainsi l'objectif de cette UV concernant la conception et la mise en oeuvre de commande d'actionneurs électrique est atteint.

Contribution pédagogique

Comme je l'ai indiqué précédemment les nouveaux recrutements m'ont permis un rééquilibrage de ma charge d'enseignement. La figure 2 représente la répartition de mes enseignements au cours de l'année universitaire 2006-2007 en quatre catégories : cours magistraux, travaux dirigés (TD), travaux pratiques (TP) et projets étudiants.

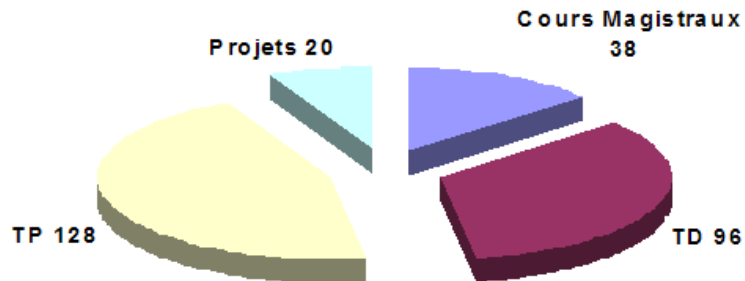


FIG. 2 – Répartition de la charge d'enseignement 2006-2007

La catégorie projets concerne des projets pédagogiques réalisés par des étudiants au sein de l'UTC. Je tiens personnellement à ce genre d'enseignement, car je pense qu'il est beaucoup plus formateur pour l'étudiant que les enseignements traditionnels, certes fondamentaux, mais trop scolaires à mon goût. Pour moi, la réalisation d'un projet permet à l'étudiant d'acquérir à la fois

- une prise de confiance dans ses compétences,
- une confrontation à des problèmes techniques,
- une pratique de la gestion de projet,
- une structuration de ses connaissances,
- bien plus qu'un savoir, un savoir faire.

Pour la formation cela apporte :

- une émulation entre étudiants,
- un éveil de leur curiosité,
- une réactualisation de l'adéquation entre la formation et l'offre technologique industrielle,
- un brassage des compétences entre départements au sein de l'université,

- une vitrine technologique d'un savoir faire enseigné.

A titre d'exemple, voici deux projets réalisés dans le cadre de cette activité.

Projet de mini Segway : réalisation d'un *Segway* miniature destiné aux travaux pratiques de MC06. L'intérêt de ce genre de maquette est de faire comprendre aux étudiants l'approche système de la mécatronique par l'association de capteurs, d'actionneur et de contrôleurs numériques, tout en restant ludique puisque le but est de parvenir à maintenir le mini *Segway* en équilibre sur 2 roues parallèles puis de le déplacer.

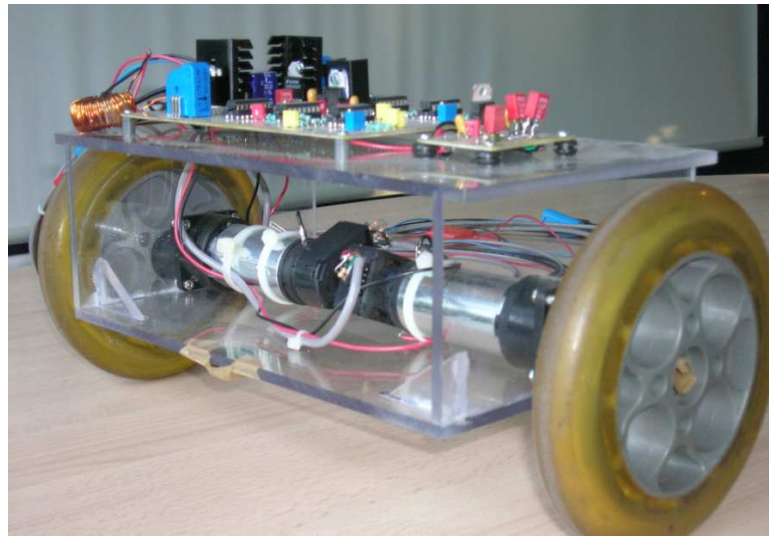


FIG. 3 – Mini *Segway* réalisé dans le cadre d'un projet d'étudiants

La réalisation d'un Segway à taille réduite, constitue une première étape permettant d'évaluer la faisabilité les difficultés avant de passer à l'échelle réelle.

Projet PETALE (Projet EDF/UTC de Test Automatique à L'hélium sous Eau) : réalisation d'un robot araignée submersible, destiné à la détection de fuite dans les circuits de refroidissement des centrales nucléaires d'EDF. Ce projet pédagogique tuteuré par EDF sur plusieurs semestres, a permis aux étudiants de Génie Mécanique et Systèmes ainsi que de Génie Informatique, d'allier leurs compétences sur la définition de la structure mécanique du robot, de sa motorisation, jusqu'à l'optimisation du déplacement du robot.

Deuxième partie

Activités de recherche

Chapitre 1

Le contexte scientifique et technologique

1.1 L'environnement de travail

L'organisation scientifique du Laboratoire d'Electromécanique de Compiègne (LEC) est centrée autour d'un seul domaine de compétences, intitulé :

"Actionneurs électriques et systèmes de motricité à énergie électrique embarquée".

Ce domaine nécessite la maîtrise des aspects aussi variés que l'électromécanique, l'électronique de puissance, la commande, mais aussi les contraintes liées à la thermique, à l'acoustique, ou encore au source de stockage d'énergie électrique. Dans cette optique, ce domaine de compétence est structuré en deux thématiques :

- Conception, optimisation, modélisation des machines électriques et de leur commande
- Alimentation des systèmes à énergie embarquées.

La thématique **"Conception, modélisation et optimisation des actionneurs électriques"** a pour objectif l'étude d'actionneurs électriques présentant un caractère novateur tant au niveau de la structure (machine, électronique de puissance et commande), que des conditions d'utilisation de structures plus classiques. Cet axe nécessite une approche scientifique et technologique pluridisciplinaire associant l'électrotechnique, l'électronique de puissance, la commande, la thermique, la mécanique, ainsi que les outils mathématiques de l'analyse numérique et de l'optimisation. Quatre actions sont entreprises dans cette thématique :

- *Conception optimale* qui consiste à partir d'un cahier des charges, à proposer la structure de machine la mieux adaptée à l'application (coût, encombrement, production en masse), et d'en définir les paramètres qui garantissent les meilleures performances.
- *Commande de machine synchrone sans capteur*. Action menée dans le cadre de la réduction du coût des actionneurs destinés particulièrement au milieu automobile : Application à l'alternateur.
- *Développement de modèles adaptés à la commande*. Ce thème concerne la modélisation de l'actionneur dans son environnement. L'objectif est d'établir les répercussions de la commande de l'actionneur sur le système motorisé : Application aux chaînes de traction hybrides.
- ***Identification "temps réel" de machine en vue de leur contrôle***. Ce thème contribue à la supervision des actionneurs, en vue de prévenir certaine défaillance, ou simplement réactualiser les valeurs de paramètres de commande en temps réel afin d'améliorer les performances.

La thématique **Alimentation des systèmes à énergie embarquées** porte plus particulièrement sur les convertisseurs de puissance et leur alimentation. La recherche constante d'une augmentation

d'autonomie des systèmes à énergie embarquée impose un dimensionnement et un contrôle optimal des actionneurs, mais également de leur système d'alimentation. Deux actions sont développées dans cette thématique :

- *Stratégie de modulation de largeur d'impulsions en vue de l'optimisation de certains critères* (rendement, bruits acoustiques, mais aussi réduction des éléments passifs et des perturbations conduites).
- **Modélisation de dispositifs électrochimiques dans les applications embarquées.** Ce thème développé en collaboration avec le Laboratoire de réactivité de chimie des solides (LRCS), vise à proposer une modélisation adaptée au domaine du Génie Electrique d'éléments de stockage électrochimiques, en vue d'une simulation de type "système", mais aussi en vue de leur surveillance, qui permettra un fonctionnement "plus sûr" et une augmentation de leur durée de vie.

Les atouts du laboratoire sont une connexion permanente des sujets développés avec les préoccupations industrielles, ainsi qu'une démarche expérimentale systématique.

Mon recrutement au laboratoire a contribué à la reprise des activités de recherches de Luc LORON sur l'identification temps réel de machines électriques par filtrage de Kalman. Cette compétence dans le laboratoire est justifiée pour la surveillance ou l'adaptation de lois de commande de machines. Très rapidement mon activité s'est étendue à la réalisation et d'identification de modèle de système. Afin de modéliser le plus fidèlement possible le système, celui ci est modélisé par composants plutôt que globalement d'un point de vue macroscopique. Traditionnellement la représentation des composants électriques et mécaniques est bien connue de notre communauté. En revanche, la connaissance de l'interaction des actionneurs avec des sources d'alimentation électrochimiques est encore mal maîtrisée mais pourtant indispensable si l'on souhaite gérer de manière optimale les ressources énergétiques embarquées. C'est dans ce contexte que nous avons décidé d'orienter mes compétences afin d'étendre les compétences du laboratoire dans l'approche système des actionneurs électromécaniques dédiés au systèmes à énergie embarquée.

1.2 L'approche système

Dans toutes applications électromécaniques, l'actionneur doit être perçu dans son environnement, afin de prendre en compte tous les couplages possibles. Il s'agit d'applications mécatroniques. Pour assurer l'optimalité de l'actionneur, il est nécessaire de recourir à une modélisation la plus complète du système dans lequel évolue l'actionneur. Cette modélisation nécessite une approche pluridisciplinaire. Outre cette difficulté nécessaire à surmonter pour pouvoir modéliser complètement un système, il est également compliqué d'unifier la modélisation. En effet, il est souvent aisé de déterminer des modèles mathématiques. En revanche, il est parfois bien moins aisé d'exploiter ce genre de modèle pour en tirer à la fois des renseignements sur les comportements dynamiques et les transferts énergétiques.

De plus, si les modèles mathématiques très sophistiqués sont appréciables pour simuler hors ligne un système, leurs utilisations en temps réel, pour la commande ou la supervision, ne peut s'effectuer qu'au prix de simplification ou réduction d'ordre. Un compromis doit être trouvé de manière à définir un modèle suffisamment simple pour pouvoir être implanté pour des calculs en temps réel, mais suffisamment sophistiqué pour rendre compte au mieux des phénomènes les plus significatifs.

1.3 Les outils utilisés

Ce mémoire ne fait pas état d'un formalisme ou d'une méthodologie que nous aurions développé pour atteindre une modélisation système. En revanche, tous les outils développés présentent un point commun qui est la **caractérisation d'un modèle à partir de données expérimentales**.

En effet si il est commun d'utiliser des méthodes par éléments finis pour déterminer les paramètres d'un schéma équivalent d'une machine électrique, il est bien souvent indispensable de réajuster ces paramètres une fois la machine construite pour tenir compte au mieux des imperfections, modifications ou tolérances dues à la construction.

Dans d'autres domaines, comme par exemple en électrochimie, il est difficile voire quasiment impossible de représenter d'un point de vue macroscopique, les effets de nombreux facteurs agissant sur la matière active (température, vieillissement,...). La caractérisation expérimentale est alors le seul moyen d'obtenir une modélisation fiable de la dynamique.

Les travaux présentés dans ce mémoire, présentent une partie de mes travaux effectués jusqu'à présent, et exposent trois manières d'appréhender la caractérisation d'un modèle à partir de données expérimentales :

- Apprentissage de caractéristiques par réseaux de neurones
- Caractérisation fréquentielle élargie aux systèmes à dérivées non entières
- Identification en ligne par filtrage de Kalman

Au cours de mes travaux de thèse sur les réseaux artificiels de neurones, nous avons montré comment à partir d'échantillons expérimentaux, déterminer un modèle des caractéristiques du système étudié, et comment l'utiliser directement en tant que correcteur. Ainsi, nous avons montré comment effectuer une vraie commande non linéaire à partir de l'apprentissage des caractéristiques expérimentales d'un système.

La modélisation par réseaux de neurones nécessite un échantillonnage de tout l'espace d'état. C'est pourquoi, les caractérisations par approches fréquentielles (tracé de Bode) sont souvent préférées pour la modélisation de systèmes d'ordre élevé. C'est ce que nous avons utilisé pour modéliser les phénomènes dynamiques au sein de batteries. Les phénomènes diffusifs présents au sein des réactions chimiques, nous ont obligé à élargir cette approche aux systèmes à dérivées non entières. L'une des difficultés rencontrées a été de trouver une représentation par schéma électrique équivalent afin de transcrire la dynamique ainsi modélisée par un outil purement mathématique en terme de transfert de flux d'énergie.

Au-delà de la compréhension physique, la représentation par schéma électrique équivalent est recherchée afin de permettre le couplage entre des phénomènes de différentes natures (thermique, chimique, électrique,...).

Une fois le modèle structuré et representable par une récurrence finie, le modèle peut alors être implanté sur un calculateur temps réel dans le cadre d'une application embarquée. L'intérêt de cette utilisation consiste à permettre une observation du système, en vue d'une estimation des états du système ou d'une identification paramétrique. Dans ce contexte, nous employons le filtre de Kalman qui offre une optimalité au niveau de l'observation tout en tenant compte des incertitudes des chaînes d'acquisition. La caractérisation du modèle du système à partir de données expérimentales va nous permettre de tenir compte, au sein de cet observateur, de caractéristiques non linéaires et renforcer la confiance dans les observations, par le biais de cette connaissance du système (renforcement par modèle *a priori*).

Chapitre 2

Le contexte économique

2.1 Electrification des éléments de confort et de sécurité dans l'automobile

La multiplication des éléments de confort et de sécurité au sein des véhicules de tourisme a contribué à l'augmentation du nombre de consommateurs électriques embarqués. Choisis pour leurs performances, leur faible coût, leur source d'énergie disponible et facile à répartir, les actionneurs électriques s'imposent désormais dans le monde automobile. Il n'est plus rare de voir que des actions habituellement purement mécaniques ou hydrauliques ont été associées voire remplacées par des motorisation électriques. Citons à titre anecdotique l'évolution de la direction assistée : initialement hydraulique, elle a alors été hybridée en électro-hydraulique avant d'être complètement électrifiée, sans oublier le '*steer by wire*' qui finira par éliminer à l'avenir toute liaison mécanique entre le volant et la crémaillère.

Cependant, l'augmentation du nombre de consommateurs électriques embarqués sature l'offre énergétique générée à bord. De plus de nouvelles technologies, telles que les soupapes électromagnétiques qui visent à réduire significativement la consommation de carburant, consomment plus de 2kW à elles seules ; celles-ci ne peuvent donc voir le jour tant que la génération d'électricité ne sera pas supérieure à celle actuelle qui est d'environ 3kW.

Face à cette évolution les constructeurs et équipementiers sont contraints à repenser le réseau de bord des véhicules :

- générateurs de plus fortes puissances
- augmentation de la tension du réseau de bord
- optimisation de loi de gestion des ressources électriques
- volume stockage électrique, hybridation des éléments de stockage (association batteries-supercapacité)

Or, le milieu automobile est très concurrentiel et l'évolution d'un réseau de bord implique des changements majeurs au niveau de l'industrialisation et des équipements. Par conséquent, tout changement dans ce domaine ne peut être motivé que, soit par des gains de productivité notables, soit par une nécessité de rupture technologique.

2.2 Vers une rupture technologique inévitable

2.2.1 Les causes :

La production massive et ininterrompue de gaz à effet de serre par les puissances industrielles, ainsi que les problèmes de santé publique qui y sont rattachés ont naturellement placé l'environnement au coeur des préoccupations actuelles. Malheureusement, l'augmentation mondiale des transports va à l'encontre de ce constat.

Conscients de leur responsabilité dans les problèmes de pollution, les différents acteurs industriels et politiques tentent depuis quelques années de concilier production de masse et écologie, c'est le concept du développement durable. Ainsi les constructeurs automobiles investissent pour produire des véhicules moins polluants et se conformer aux diverses réglementations en cours. Celles-ci varient selon les pays concernés. En Europe, les normes d'émission EURO fixent les limites maximales de rejets polluants (CO, NO_x, particules) s'appliquant aux véhicules neufs. De plus, des objectifs volontaires de réduction d'émission de CO₂ sont fixés par l'A.C.E.A (Association des Constructeurs Européens d'Automobile), comme l'illustre le tableau 2.1.

Taux de CO ₂	186g/Km	140g/Km	120g/Km
Année	1995	2008	2012

TAB. 2.1 – Objectifs fixés par l'A.C.E.A de réduction des émissions de CO₂ pour les véhicules de tourisme.

Bien que ces préoccupations environnementales soient louables, ce sont d'avantage des préoccupations économiques et politiques qui vont dicter l'évolution technologique. En raison de la demande énergétique due à la croissance effrénée de la Chine et de l'émergence de l'Inde, de la spéculation et des troubles au Moyen-Orient, nos économies occidentales vont devoir prendre en compte le renchérissement du prix du baril (Fig. 2.1).

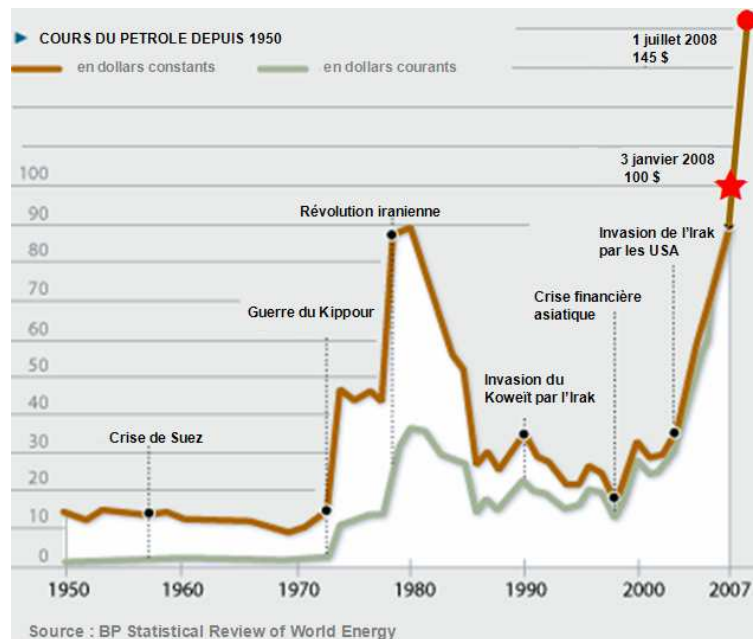
A ce prix, ce n'est pas une diminution de la consommation de pétrole que l'on constate, mais une augmentation des profits des companies pétrolières, ce qui attise leur appétit de nouvelles prospections. Signe des temps, 2007 aura vu la revendication par la Russie de fonds sous marins arctiques, bientôt libérés des glaces en raison du réchauffement climatique. Même pour les pays non producteurs de pétrole, les ventes des produits pétroliers représentent une manne financière importante. Pour la France, cela correspond entre 10 à 20% de son budget. Il serait paradoxal de vouloir se passer d'un tel revenu.

Cependant, l'exploitation intensive du pétrole amenuise les réserves qui sont par définition en quantité limitée. Une rupture technologique visant à se passer définitivement du pétrole doit être étudiée pour le long terme. A court terme, en raison des enjeux économiques que représente le pétrole, c'est plutôt sur des technologies visant une réduction de la consommation et des émissions de CO₂ que les efforts vont se porter.

2.2.2 Des solutions

Pour faire face aux différents problèmes évoqués, plusieurs possibilités sont envisageables.

Il est tout d'abord envisageable d'améliorer les motorisations existantes. L'électronique contrôlant l'allumage et/ou l'injection a déjà permis des progrès notables. D'autres technologies telles que le contrôle électromagnétique des soupapes sont encore en phase expérimentale et ne peuvent voir le jour

FIG. 2.1 – *Evolution du prix du pétrole de 1950 à 2008*

pour l'instant dès lors qu'on dispose d'une génération électrique de bord suffisante.

Il est aussi possible de reconsidérer les chaînes de traction. L'utilisation de véhicules électriques semblait être une solution élégante au problème. De nombreux efforts ont été fournis durant les précédentes décennies tant de la part des pouvoirs publics que des constructeurs ou équipementiers automobiles ; cependant le marché du véhicule électrique reste encore relativement restreint à un marché de niche (flotte captive : poste, aéroports, services publics, livraisons en ville, ...).

Les recherches effectuées au niveau mondial durant les dix dernières années ont permis de montrer qu'il était possible de créer des chaînes de traction électriques à un coût plus réduit (hors accumulateurs) que leurs équivalents thermiques et avec d'excellentes performances. Cet état de fait est essentiellement dû à une chute des coûts de l'électronique de puissance et une augmentation des performances des composants de contrôle autorisant un fonctionnement nettement plus performant des machines électriques.

Parallèlement, les efforts portés sur les accumulateurs ont permis grâce à l'émergence des nouvelles technologies, NiMH et Li-ion, d'augmenter considérablement les énergies massiques : nous sommes passés en une vingtaine d'années de 45 Wh/kg (batteries Ni/Cd) à près de 180 Wh/kg (batteries Li-ion) (Fig. 2.2).

Malgré ces progrès spectaculaires, l'utilisation de batteries à bord d'un véhicule tout électrique reste problématique tant à cause du prix et du temps de recharge des batteries que de leur autonomie modeste. Le véhicule "tout électrique" ne pourra donc réellement concurrencer les véhicules thermiques que lorsque la technologie Li-ion sera parvenue à maturité pour les applications de puissance, avec limitation des coûts et amélioration de la sécurité, ou lorsqu'une technologie alternative, comme les piles à combustibles pourra se substituer aux systèmes classiques d'accumulateurs.

En attendant les progrès de ces technologies (évalués par les experts les plus optimistes pas avant une décennie pour une large diffusion), des solutions intermédiaires restent envisageables. Une des so-

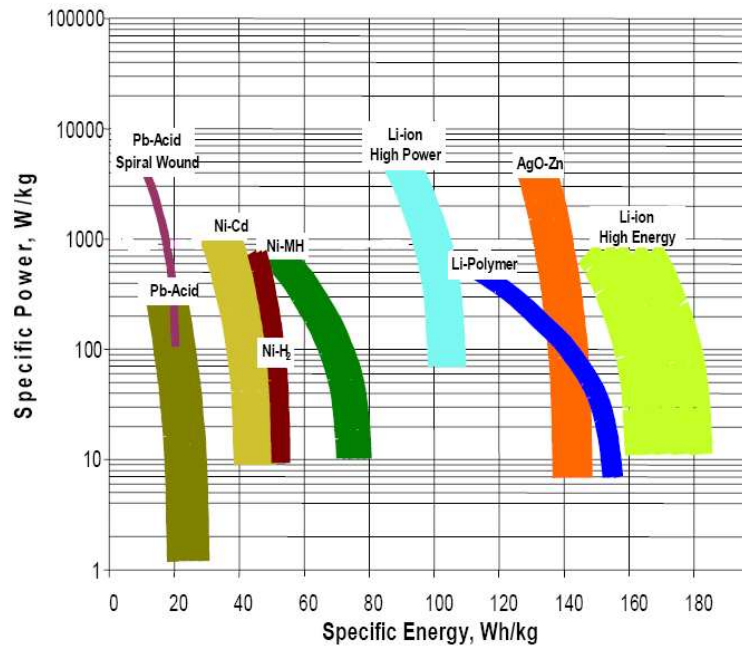


FIG. 2.2 – Puissance massique en fonction de l'énergie massique des différentes technologies d'accumulateurs (Source : NASA/TM 2003 212730)

lutions consiste à équiper les véhicules de deux types de motorisations : une motorisation électrique pour les circuits urbains et une motorisation thermique pour les longues distances extra-urbaines, de manière à réduire la puissance demandée à la batterie. Ce type de motorisation est fréquemment désigné sous le terme générique "motorisation hybride" [MILLER, 2004]. En fonction du type de conduite (démarrage, accélération) le groupe électrique sera utilisé seul ou en assistance du groupe thermique. L'intérêt de ce type de véhicule est de parvenir à des gains en consommation significatifs. De l'ordre de 10% à 15% sur véhicule diesel de moyenne cylindrée [PLASSE, 2001], et jusqu'à 35% pour des véhicules essence (chiffres communiqués par le constructeur japonais Toyota, leader sur le marché des véhicules hybrides avec son modèle Prius commercialisé depuis 1998). Les véhicules hybrides se déclinent en deux familles : l'hybride série et l'hybride parallèle [GUTMANN, 1999], [BERETTA, 1998]. La figure 2.3 permet de comparer les deux architectures.

- Dans une configuration hybride série, le moteur thermique alimente en permanence la batterie via un alternateur. L'architecture série a été mise au point pour permettre au moteur thermique de fonctionner autour de son optimum de consommation. Malheureusement ce type d'architecture nécessite l'utilisation de deux machines électriques dont le dimensionnement en puissance doit être le même que celui du bloc thermique.
- Dans l'optique de réduction des coûts, seule la structure parallèle peut être envisagée. Dans cette architecture, les machines thermiques et électriques fournissent "ensemble" la puissance nécessaire au véhicule. La machine électrique peut, grâce à cette configuration, fonctionner en générateur et éviter ainsi l'utilisation d'une machine spécifique. La contre partie de cette structure réside dans un système de transmission relativement complexe mais maintenant maîtrisé (Fig. 2.4), et la nécessité d'un système de gestion d'énergie performant pour optimiser la durée de vie des batteries et minimiser les consommations de carburant [SCORDIA, 2004].

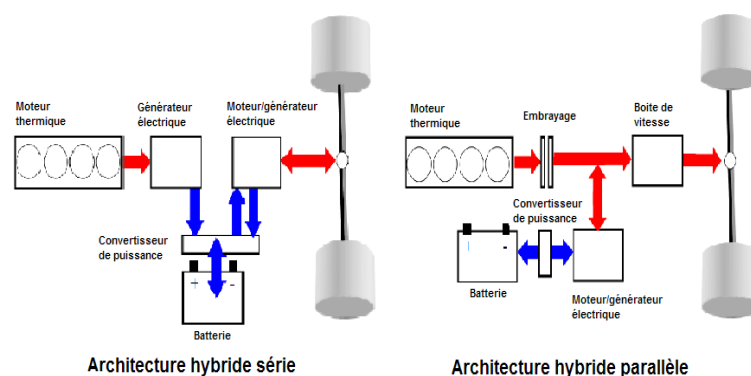


FIG. 2.3 – Architecture des véhicules hybrides série et parallèle.

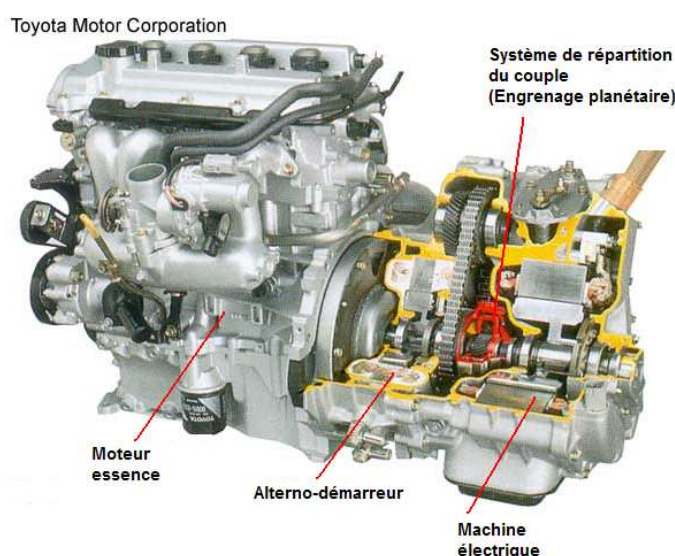


FIG. 2.4 – Architecture de la chaîne de propulsion de la TOYOTA Prius

2.3 Orientation de ma recherche

Au vu de ces changements technologiques amorcés dans l'automobile, il apparaît clairement des besoins importants en terme de conception optimale, au sens large, de système actionné électriquement.

Si les méthodologies de conception d'actionneurs électriques sont maintenant devenues familières et standardisées, la définition de leurs cahiers des charges, préambule indispensable avant toute conception, reste encore une étape délicate. Cette étape est rendue d'autant plus délicate lorsque l'actionneur fait partie d'un système embarqué qu'il faut lui même optimiser. L'optimisation de l'architecture d'un véhicule hybride électrique illustre parfaitement cette problématique : avant même de concevoir la machine électrique pour ce genre de véhicule, il est indispensable de définir son cahier des charges et avant cela de définir le taux d'hybridation que l'on pense idéal pour minimiser la consommation de

carburant. La complexité des systèmes mis en oeuvre, montre donc l'importance de la **modélisation pour la simulation en vue de la conception**.

En ce qui concerne la commande d'actionneurs électriques, de nombreux travaux ont largement établi les performances en termes d'optimalité et de robustesse des commandes directe en couple (DTC) et commande vectorielle.

En revanche, des demandes en termes de commande sans capteur se font ressentir pour des besoins de limitations de coût d'industrialisation notamment pour un marché automobile très concurrentiel. La demande en terme d'observation de système est également motivé par des besoins de surveillance. Là encore, si les outils d'observation sont connus depuis plusieurs décennies [KALMAN, 1960], les modèles liés à l'observateur doivent donc cependant être adaptés selon les applications pour palier les pertes d'observabilité ou de sensibilités des variables observées, et ainsi rendre fiable l'observation sur toute la zone de fonctionnement de l'application.

Tous ces besoins reposent donc sur la nécessité d'une modélisation la plus fidèle aux réalités physiques qu'il faut ensuite pouvoir intégrer au sein d'un observateur qui permet de garantir la robustesse des prédictions du modèle. Vis-à-vis de ces constatations ainsi établies, mes travaux de recherche se sont donc naturellement portés sur la modélisation dynamique et l'identification avec pour orientation :

- **la surveillance d'un système**
- **la simulation d'un système en vue de son dimensionnement**

La troisième partie de ce mémoire est consacrée au développement de ces travaux de modélisation et d'identification temps réel. En particulier, les applications de surveillance thermique d'un alternodémarrreur et de détermination de l'état de charge de batterie illustre l'utilisation d'observateur optimaux (filtre de Kalman) en vue de la surveillance de système. Les modèles de batteries établis pour l'implantation temps réel de l'observateur peuvent également être utilisés à des fins de simulation d'un système complet en vue de son évaluation et répondre ainsi à la seconde orientation de mes travaux de recherche.

Chapitre 3

Activités contractuelles

3.1 Surveillance thermique d'un alterno-démarrreur

3.1.1 Présentation du projet alterno-démarrreur et collaboration VALEO

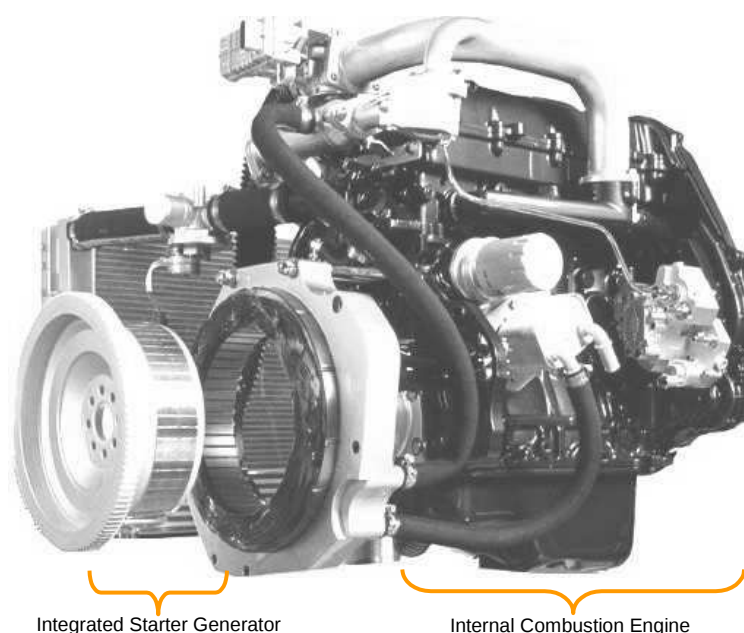
Dans un contexte de recherche de diminution de la consommation de carburant, et pour faire face à l'augmentation croissante de la consommation d'électricité à bord des véhicules de tourisme, les équipementiers et constructeurs automobiles envisagent d'assurer les fonctions générateur électrique et démarrreur par une machine électrique unique, l'alterno-démarrreur [PLASSE, 2001].

Une première famille de solutions, dite " alterno-démarrreur séparé " est implantée en lieu et place de l'alternateur. Il en résulte un système simple et économique, ne nécessitant pas de modification du bloc moteur existant. Le système d'entraînement par courroie est adapté de façon à tenir compte du fonctionnement réversible [CHEN et al., 2002][TERATANI et al., 2003].

Dans le cas de la seconde famille, dite " alterno-démarrreur intégré " (ADI), la machine est placée entre le moteur et la boîte de vitesses (Fig. 6.1), ce qui permet de transmettre des puissances et des couples plus importants. En revanche, en raison de la position intercalaire de l'ADI, les points de fixation du groupe moto propulseur doivent être modifiés.

L'emplacement de l'ADI a fortement contraint son dimensionnement pour aboutir à un faible encombrement (Fig. 6.1) dont la largeur n'excède pas sept centimètres. Cette configuration, par sa structure, s'apparente à celle d'une architecture hybride parallèle [BERETTA, 1998]. Les couples du moteur thermique et de la machine électrique peuvent s'ajouter ou se compenser en partie. L'emplacement offre donc l'intérêt de pouvoir augmenter le nombre de fonctions réalisées par l'alterno-démarrreur, notamment pour l'assistance du moteur thermique par la machine électrique. Dans ces modes de fonctionnement, l'ADI est utilisé en moteur respectivement pour améliorer le rendement de la motorisation thermique ou pour accroître transitoirement le couple disponible sur de brèves périodes. L'Alterno-Démarrreur Intégré constitue donc une première solution avant la forte hybridation du véhicule pour répondre à de nouvelles exigences dans l'automobile.

La réalisation d'un ADI relève d'une double optimisation. D'une part, la conception de la machine doit être optimale au regard des contraintes géométriques, thermiques et électriques afin de garantir les performances spécifiées pour l'application. La conception de la machine est rendue d'autant plus délicate que les deux fonctions principales de l'ADI sont extrêmement différentes, car la machine doit développer un fort couple au démarrage pour entraîner le moteur thermique jusqu'au régime de ralenti et fournir une puissance électrique sur une large plage de vitesses en mode alternateur. D'autre part,

FIG. 3.1 – *Emplacement d'un alerno-démarrreur intégré VALEO*

il faut optimiser les lois de commandes afin d'exploiter au mieux les performances de la machine. De plus, la mise en oeuvre de la commande doit être réalisée pour un coût minimal.

C'est dans ce contexte que le Laboratoire d'Electromécanique de Compiègne et VALEO Systèmes Electriques ont signé depuis 2000 une convention de laboratoire commun pour le développement d'alternodémarrreurs. Le cadre de cette convention établit les règles de fonctionnement et de financement de nos collaborations. Les avantages de cette association sont nombreux :

- mise en commun de moyens d'essais
- collaboration à long terme
- récurrence des projets
- ...

3.1.2 Surveillance thermique de l'alternodémarrreur (2000-2002)

Les quatre premières années de l'existence de ce laboratoire commun ont été dédiées à l'étude et le développement d'alternodémarrreurs dans leur version intégrée. Ces études ont concerné plus particulièrement le dimensionnement et la commande optimale de machines asynchrones et synchrones.

Afin de prendre en compte les fortes contraintes inhérentes à l'application alternodémarrreur, une des études adossées à la commande optimale a concerné l'identification en ligne des paramètres de la machine asynchrone, machine pressentie comme la plus éligible pour ce type d'application en raison de ses faibles coûts de production en masse et d'entretien. Afin de garantir l'optimalité de la commande, et notamment du couple, il est nécessaire de prendre en compte la constante de temps rotorique ainsi que de la saturation magnétique des matériaux dont les inductances sont dépendantes. Une étude pour VALEO a donc consisté à étudier la possibilité de déterminer l'évolution des paramètres en fonction de la magnétisation de la machine et de la température simplement à partir des mesures électriques (courants, tensions) et de la vitesse.

3.2 Projets du pôle DIVA

3.2.1 Présentation du pôle DIVA et collaboration avec le LRCS

Ce pôle régional de recherche et de développement technologique est un laboratoire sans murs regroupant des équipes travaillant dans un domaine où des compétences isolées ont été initialement reconnues et où la mise en commun des efforts peut aboutir à un ensemble cohérent de taille nationale ou internationale. La région Picardie favorise ce genre de regroupement pour satisfaire deux objectifs :

- étayer l'image de compétence et de savoir-faire dans la région Picardie afin d'attirer des personnalités de renom dans les établissements d'enseignement supérieur et de recherche afin de nourrir le terreau culturel du développement économique et d'entretenir cette image.
- favoriser l'innovation technologique et par voie de conséquence le développement économique.

La thématique " Diagnostic et Véhicules Avancés " est à la rencontre d'une préoccupation scientifique, le Diagnostic, et d'un domaine d'application, les robots mobiles. Par robot mobile, on entend au sens large les engins capables d'évoluer en deux dimensions , avec une cible privilégiée qu'est l'automobile dont on connaît l'importance économique, mais aussi les engins se déplaçant suivant trois dimensions (avions, hélicoptères, etc).

Le rapprochement Diagnostic et Véhicules Avancés est particulièrement pertinent tant il est évident que la sûreté de fonctionnement est une qualité première d'un système dont dépend la vie humaine.

3.2.2 Projet DIVA 2000-2004

Afin d'étayer sa compétence dans le domaine des systèmes à énergie électrique embarquée, le LEC a décidé de s'intéresser aux sources électriques et plus particulièrement aux accumulateurs électrochimiques. Dans le cadre de ce programme de recherche régional, les instances ont incitées les collaborations multi établissements : c'est donc naturellement que nous nous sommes associés au LRCS (Laboratoire de Réactivité et de Chimie des Solides) pour mettre en commun nos compétences afin d'établir un modèle de comportement dynamique et énergétique de batterie.

3.2.3 Projet DIVA 2006-2010

Suite à cette première collaboration réussie entre nos deux laboratoires, et des résultats prometteurs obtenus sur la précision des modèles, nous avons décidé de poursuivre notre association dans le cadre de cette recherche régionale. L'objectif affiché dans cette deuxième participation consiste au développement des modèles et de leurs couplages avec la température. A cet objectif s'ajoute également l'ambition de prendre en compte au sein de nos modèles le vieillissement de l'accumulateur. A l'aide des modèles ainsi réalisés, l'objectif est donc de pouvoir diagnostiquer l'état de charge et de santé de l'accumulateur.

3.3 Predit SIMSTOCK

3.3.1 Présentation du prédit SIMSTOCK

Le Programme de REcherche et D'Innovation dans les Transports terrestres (PREDIT) SIMSTOCK proposé à un ensemble de partenaires publics (CEA, INRETS, IFP) et industriels (EDF, SAFT, BATSCAP, RENAULT, PSA, VALEO, IMAGINE(LMS)), se situe dans un contexte où la demande pour des systèmes de stockage d'énergie performants dans les véhicules du futur à très faible consommation d'énergie est très importante.

Les systèmes de stockage d'énergie actuellement proposés présentent des technologies, des performances, des coûts, et des maturités extrêmement variables. Par ailleurs il apparaît que leurs conditions de fiabilité sont très dépendantes de leurs usages et sont encore mal maîtrisées. L'amélioration des connaissances dans ce domaine nécessite une approche combinant la simulation, pour prendre en compte le grand nombre de solutions possibles, et des essais pour mettre en évidence les conditions de vieillissement des éléments suivant leurs usages. Les compétences scientifiques nécessaires pour un tel projet sont nombreuses, l'approche en réseau proposée dans le PREDIT SIMSTOCK permettra de les réunir et de rassembler sur cette thématique un nombre significatif de chercheurs.

Les objectifs du projet proposé sont les suivants :

- Réaliser une bibliothèque de modèles de composants (batteries et supercondensateurs) qui puissent être utilisés pour réaliser des packs de batteries pour véhicules hybrides électriques.
- Disposer de modèles pouvant prendre en compte le vieillissement des composants en fonction de leurs caractéristiques et de leurs usages.
- Valider les modèles développés à partir des résultats expérimentaux des essais réalisés (fonctionnement nominal et vieillissement)
- Intégrer ces modèles dans un modèle global de simulation de véhicule.

Le projet comprend des parties théoriques, définition et interprétation des essais, réalisation et validation des modules de simulation, ainsi que des parties expérimentales qui sont la réalisation des tests de caractérisation et de vieillissement des composants.



FIG. 3.2 – Banc de cyclage batteries acquis dans le cadre du Predit SIMSTOCK

3.3.2 Pérennisation du réseau

La pérennisation du réseau proposé, à l'issue du projet, est un point important vis-à-vis des enjeux industriels et scientifiques du domaine visé. Dans le cas de SIMSTOCK celle-ci pourra être assurée du fait notamment de la présence dans le réseau de laboratoires de recherche de compétences complémentaires :

- en électrochimie

- en maîtrise et interprétation des essais
- en conditions d’usage des stockages
- en simulation

tout en gardant une indépendance scientifique.

L’association de ces laboratoires dans le réseau permettra à chacun d’eux de disposer d’une ouverture sur des domaines scientifiques aux limites de ses propres compétences, renforçant ainsi l’intérêt de s’investir dans cette structure ; " De la présence dans le réseau d’un nombre significatif d’industriels, constructeurs de véhicules et utilisateurs des travaux ou fabricants de systèmes de stockage et fournisseurs de solutions à évaluer ; " De la présence dans le réseau d’une société (IMAGINE SA), spécialisée dans la diffusion et la maintenance des outils logiciels réalisés au cours du projet. Cette société assurera la pérennité du lien avec les industriels dans leurs projets futurs, ce qui ne correspond ni à la vocation ni aux compétences des laboratoires scientifiques impliqués dans le volet recherche du projet ; " De la présence dans le projet d’un partenaire (CEREVEH) dont la vocation est d’assurer la dynamique et la gestion administrative du réseau à l’issue du projet.

Le fonctionnement de ce réseau comprend donc un aspect lié aux besoins des industriels (simulations, nouveaux éléments de stockage, nouveaux projets) et un aspect scientifique (nouveaux développements électrochimiques, nouvelles procédures) qui seront coordonnés.

Par ailleurs, la consolidation d’un réseau national associant des compétences et une indépendance scientifique dans le domaine du stockage d’énergie pour les transports devrait placer la France en position forte dans la perspective de création d’une plateforme de recherche européenne fédérant des initiatives dans le domaine des tests de fiabilité et de leur méthodologie.

3.3.3 Attentes économiques liées au projet

Les acteurs économiques du marché de l’automobile sont confrontés à une très forte demande de réduction de la consommation dans un contexte de sévérisation des normes (pollution, bruit, sécurité) et de très forte concurrence imposant des niveaux de prestation élevés (sécurité, confort, communications). Des solutions avec motorisation hybride sont actuellement commercialisées mais il subsiste des doutes quant à la longévité du stockage d’énergie et au prix que l’on pourra atteindre en grande série ; ce qui conduit les industriels à privilégier des solutions minimalistes. Le projet proposé a pour but de permettre aux industriels et aux laboratoires de disposer d’outils d’évaluation, de compréhension et de prédiction du comportement des systèmes de stockage à énergie embarquée. La diffusion des modules de simulation des systèmes de stockage par un industriel spécialisé, acteur reconnu de la modélisation système, qui intervient déjà dans le domaine de la simulation des motorisations innovantes, leur assure une pérennité. Celle-ci permet de considérer ce programme comme un jalon important dans les recherches sur la mise au point des véhicules du futur à très faible consommation d’énergie.

Chapitre 4

Activités d'encadrement

4.1 Thèse de Pascal LY : Juin 2003

La thèse de Pascal Ly s'inscrit dans le cadre du programme de recherches communes avec VALEO. Son travail a consisté à rechercher des lois de commande optimales pour un alerno-démarrreur asynchrone. L'objectif visait à établir différentes lois de pilotage envisageables, d'en retenir celles présentant le moindre coût d'industrialisation et qui répondent le mieux aux contraintes de mise en oeuvre, avec le souci de maximiser les performances. Pour l'établissement de ces lois de contrôle, l'identification d'un modèle de machine a, dans un premier temps, été nécessaire. L'une des originalités de cette thèse est fondée sur la prise en compte dans les lois de contrôle, de la saturation magnétique.

La méthodologie développée au cours de la thèse permet d'utiliser le modèle de machine afin de rechercher l'espace de fonctionnement optimal de celle-ci, c'est à dire le couple ou la puissance en fonction de la vitesse en mode moteur et générateur. Il permet, en fonction des objectifs à atteindre dans chacun de ces deux modes, d'identifier le meilleur mode d'alimentation et de réglage optimal des grandeurs de commande (tensions et fréquence de glissement) en régime stationnaire. Ainsi, le mode d'alimentation sinusoïdal est privilégié, mais le fonctionnement en surmodulation est aussi envisagé à forte vitesse, pour imposer le flux optimal lorsque la limitation en tension du réseau de bord est atteinte. La surmodulation a permis d'imposer des tensions statoriques de référence au-delà de la tension d'alimentation fixée à 42 Volts en mode générateur. Ce fonctionnement au-delà de la limitation de tension provoque un écrêtage des tensions aux bornes des enroulements de la machine. Cela engendre des harmoniques de tensions eux mêmes à l'origine d'harmoniques de courant. Cependant, les harmoniques de courants restent très limités en amplitude. Ce mode de fonctionnement permet donc d'augmenter les fondamentaux en s'affranchissant des effets harmoniques. On augmente ainsi la puissance développée tout en limitant les pertes par effet Joule ce qui garantit la conservation, voire l'augmentation du rendement.

Cette étude a contribué à la mise en oeuvre d'un démonstrateur en partenariat avec RENAULT et VALEO pour l'intégration d'un ADI asynchrone sur une TWINGO. Celui-ci a été le premier démonstrateur d'altern-démarrreur sur véhicule et a ainsi permis de montrer la capacité du système à répondre au cahier des charges.

4.2 Thèse de Emmanuel KUHN : septembre 2004

La thèse commencée en décembre 2001 s'appuie sur la collaboration de deux Laboratoires distincts. D'une part le Laboratoire d'Electromécanique de Compiègne où les travaux de thèse ont été effectués,

et d'autre part le Laboratoire de Réactivité de Chimie des Solides d'Amiens. Ce partenariat de deux Laboratoires aux compétences et moyens expérimentaux complémentaires s'inscrit dans le cadre du pôle de recherche régional dénommé DIagnostic des Véhicules Avancés (DIVA).

L'objectif de la thèse réside dans l'optimisation du couplage entre les différents éléments d'une architecture hybride parallèle. Ce genre d'architecture est constitué d'une batterie de forte capacité, d'un convertisseur de puissance et d'une machine électrique assurant l'assistance du moteur thermique. Dans le cadre de nos travaux, nous avons considéré un accumulateur NiMH 42V 13.5Ah, un hacheur réversible quatre quadrants et une machine électrique d'une puissance de 7kW.

Afin de mener à bien l'optimisation des différents éléments précités nous devons disposer d'un modèle d'accumulateur à la fois précis et simple à mettre en oeuvre. Le point de départ de la modélisation du pack NiMH 42V fut d'établir une bibliographie poussée visant à identifier les différents phénomènes électrochimiques présents au sein de ce dernier. Grâce à ces recherches nous avons pu définir un premier modèle à constantes localisées. Ce modèle associe aux phénomènes électrochimiques présents à chaque électrode un équivalent électrique donné. Les difficultés d'identification de cette première structure, nous ont amené à considérer les phénomènes d'un point de vue plus global et à définir une deuxième structure équivalente.

Cette deuxième structure électrique découple intégralement chaque phénomène chimique et caractérise notamment les phénomènes de diffusion par un modèle d'ordre non entier. Ce modèle "dynamique" approche de façon très correcte le comportement de l'accumulateur en régimes transitoires cependant il pose deux problèmes majeurs tour à tour résolus.

- D'une part la structure à dérivées non entières ne permet qu'une estimation hors ligne du comportement de l'accumulateur. Pour surmonter cette difficulté nous utilisons une transformation mathématique appelée *réalisations diffusives*, permettant d'implanter le modèle sur calculateur embarqué.
- D'autre part le modèle d'ordre non entier ne permet pas de représenter les pertes de l'accumulateur. Cette nouvelle difficulté a été levée en approximant les phénomènes de diffusion non plus par une structure à dérivées non entières mais par un réseau réduit de cellules RC. Grâce à cette troncature, nous obtenons un nouveau modèle dit *énergétique* permettant d'une part d'effectuer des simulations numériques en temps réel et d'autre part de représenter les pertes de l'accumulateur.

Nous avons utilisés dans la suite de l'étude le modèle dit *énergétique* pour optimiser le couplage entre les différents éléments de la chaîne de traction hybride parallèle. L'optimisation proposée consiste à développer une loi de commande pour véhicule de type *mild hybrid* (hybridation douce) garantissant à l'accumulateur un bilan énergétique nul à la fin d'un cycle de conduite quelconque. L'apport de cette loi réside dans son approche du problème. En effet contrairement aux méthodes classiques focalisées sur l'optimisation d'un cycle de conduite ou d'un élément particulier de la chaîne de traction, nous prenons en compte globalement le système et développons une loi indépendante des cycles de conduite.

Les perspectives de cette recherche sont nombreuses : D'une part la portabilité des modèles développés permet l'optimisation globale du fonctionnement d'une chaîne de traction hybride. D'autre part, l'état de santé de l'accumulateur peut être caractérisé par un ou plusieurs paramètres, ce qui rend possible le développement d'un prédicteur temps réel de l'état de santé de l'accumulateur.

Dans cette perspective, ce travail se poursuit au travers du PREDIT SIMSTOCK pour la caractérisation et la modélisation du vieillissement des systèmes de stockages électriques et au travers d'une nouvelle thèse soutenue par la Région Picardie (Pôle DIVA 2006-2009) pour le développement d'un système de gestion de batterie BMS (Battery Management System).

4.3 DEA de Hicham ABBAS : juin 2005

L'objectif du stage de master recherche (DEA) de Hicham ABBAS consistait à contribuer à la préparation du Predit SIMSTOCK ainsi qu'au pôle DIVA 2006-2009. Cette contribution s'est essentiellement portée sur une recherche bibliographique afin de recenser les principales méthodes de diagnostic d'état de charge et de santé de batteries. Étant donné les liens entre état de santé et état de charge, et compte tenu de la durée du stage, les cadres de cette étude ont été limités au diagnostic de l'état de charge. L'objectif final de cette étude consistait à l'implantation temps réel sur DSP d'une méthode d'identification de l'état de charge. Afin de la rendre robuste, un observateur de Kalman a été préconisé. Le principe retenu est le suivant : en fonction de sollicitations en courant, la tension batterie est mesurée puis comparée avec une estimation issue d'un modèle interne à l'observateur. L'erreur résultante de cette comparaison est utilisée pour réadapter un voire plusieurs paramètres clés. Une fois l'adaptation effectuée, les paramètres clés sont utilisés pour évaluer l'état de charge à l'aide d'une table de référence.

Cette étude a permis d'évaluer l'importance du choix du modèle de batterie utilisé dans l'observateur pour une identification en ligne de l'état de charge, et par extension l'état de santé d'un accumulateur.

4.4 Thèse de Dinh Vinh DO : 2006 - 2009

La thèse de Dinh Vinh DO s'inscrit dans la continuité du DEA de Hicham ABBAS et est intégrée dans le cadre du programme de recherche régional DIVA pour la période 2006-2009. L'objectif de cette thèse est multiple. Tout d'abord elle vise à compléter la modélisation des batteries effectuée par la thèse de Emmanuel KUHN, en incorporant notamment les paramètres température et vieillissement. L'incorporation du paramètre température nécessite l'identification du modèle thermique de la batterie puis la détermination de l'échauffement à partir de l'estimation des pertes. L'introduction du paramètre vieillissement nécessite quant à lui une étude à part entière traitée dans le cadre du predict SIMSTOCK. La finalité de cette thèse consiste en l'implantation de modèles de batteries au sein d'observateur en vue d'en déterminer l'état de charge absolue ainsi que l'état de santé. Ces deux grandeurs ne seront correctement estimées qu'à la condition d'avoir une modélisation fidèle à la réalité. La prise en compte de l'ensemble des phénomènes électrochimiques et thermiques au travers de modèles simples à implanter dans un calculateur temps réel est le challenge à relever dans cette étude.

Listes des publications

Contribution à ouvrages

Fractional and diffusive representation of a 42 V NiMH battery E. Kuhn, C. Forgez, G. Friedrich. Livre : Fractional derivatives and their applications, Ubooks, 2005, pp 423-434 ISBN 3-86608-026-3 (sélectionné suite à l'article IFAC 2004)

Revues internationales

Impedance observer for a Li ion battery using Kalman filter, D. V. Do, C. Forgez, K. El Kadri Benkara, G. Friedrich, IEEE Trans on Vehicular Technology on Vehicular Energy Storage System (soumis)

Thermal modeling of a cylindrical LiFePO₄/graphite lithium-ion battery, C. Forgez, D V Do, G Friedrich, C Delacourt, M Morcrette, Journal of Power Sources, (soumis)

Resistances estimation with an extended Kalman filter in the objective of real time thermal monitoring of the induction machine, E. Foulon, C. Forgez, L. Loron, IEE Electric Power Applications, July 2007, Volume 1, Issue 4 , p. 549-556.

Modeling NiMH battery using Cauer and Foster structures E. Kuhn, C. Forgez, P. Lagonotte, G. Friedrich, Journal of Power Sources, 158 (2006), pp 1490-1497

Commande optimale d'un alterno démarreur intégré asynchrone A. Konieczka, C. Forgez, J.P. Vilain, J.M. Biedinger, P. Ly, C. Plasse, RIGE, Vol 8, n°3-4, 2005, pp 483-508

Modelling diffusive phenomena using non integer derivatives : Application NiMH batteries E. Kuhn, C. Forgez, G. Friedrich, European Physical Journal Applied Physics, vol 25, n°3, 2004

Modèle de batterie NiMH pour véhicule hybride parallèle : validation en grands signaux E. Kuhn, C. Forgez, G. Friedrich, RIGE, vol7 n°3-4, 2004, pp 351-365

Formalism to design a neural control : Application to an electrical machine drive coupled to a non linear mechanical load torque, C. Forgez, B. Lemaire Semail, J.P. Hautier, European Physical Journal III, Novembre 2000, p133

Réseaux de neurones appliqués à la modélisation de systèmes électrotechnique', C. Forgez, B. Lemaire Semail, J.P. Hautier, Revue Internationale de Génie Electrique, vol 2 n°3/1999 pp 305 - 334.

Congrès internationaux

A temperature supervision of an integrated starter generator, C. Forgez, E. Foulon, L. Loron, S. Ly, C. Plasse, IEEE IAS Tampa Floride, Octobre 2006

Comparison between two NiMH battery models E. Kuhn, C. Forgez, G. Friedrich, P. Macret, EVS21 (Electric Vehicle Symposium), Monaco 4-6 april 2005

Fractional and diffusive representation of a 42 V NiMH battery E. Kuhn, C. Forgez, G. Friedrich, IFAC, Fractional differentiation and its applications, Bordeaux 19-21 july 2004

Application of a 42 V NiMH battery model to design a control law for a mild hybrid vehicle E. Kuhn, C. Forgez, G. Friedrich, IEEE, Vehicular Power and Propulsion, Paris, 5-6 oct 2004

Optimal control of an integrated induction starter generator P. Ly, C. Plasse, C. Forgez, A. Konieczka, J.P. Vilain, J.M. Biedinger, IEEE, Vehicular Power and Propulsion, Paris, 5-6 oct 2004

Electric equivalent circuit of a NiMH cell : Methods and results E. Kuhn, C. Forgez, G. Friedrich, EVS20 2003 (Electric Vehicle Symposium), Los Angeles

An extended Kalman filter and an appropriate model for the real time estimation of the induction motor variables and parameters', I. Zein, L. Loron, C. Forgez, IASTED International Conference on Measurement and Control MECO 2001, 16-18 May 2001, Pittsburg, USA.

Method to find the hybridization rate for a parallel hybrid electrical vehicle' C. Forgez, G. Friedrich, J.M Biedinger : Electrical Vehicle Symposium (EVS 17), Montréal Canada, octobre 2000

Neural modelling and control of an electromagnetic system : consideration of non linear effects, C. Forgez, B. Lemaire Semail : ELECTRIMACS 99, 14-16 sep 1999 Lisboa (Portugal)

Comparison between neural compensation and internal model control for induction machine drive, I. Stefan, C. Forgez, B. Lemaire Semail, J.P. Hautier : ICEM 4-6 sep 1998, Istanbul (Turquie), vol 2, pp 1330-1334

Adaptive speed control of an AC machine coupled to a non linear load torque using neural network, C. Forgez, B. Lemaire Semail, J.P. Hautier : ICEM 4-6 sep 1998, Istanbul (Turquie), vol 1, pp 608-613

Induction machine control with neural network to consider non linear loads, C. Forgez, B. Lemaire Semail, J.P. Hautier : ELECTRIMACS 17-19 sep 1996, St Nazaire, vol 2, pp 375-380

Congrès nationaux

Observateur d'état de charge de batterie NiMH, D. V. Do, C. Forgez, G. Friedrich, EF 2007, 6-7 septembre 2007, Toulouse

Modèle de batterie NiMH adaptée au génie électrique : description et validation expérimentale. E. Kuhn, C. Forgez, G. Friedrich EF2003, Gif sur Yvette

Commande d'un alerno-démarreur intégré : prise en compte de la saturation P. Ly, C. Plasse, C. Forgez, J.P. Vilain EF2003, Gif sur Yvette

Modélisation d'accumulateurs NiMH en vue d'une application pour véhicule hybride électrique E. Kuhn, C.Forgez, G. Friedrich EF 2002

Modélisation d'accumulateurs NiMH en vue d'une application pour véhicule hybride électrique E. Kuhn, C.Forgez, G. Friedrich Colloque GEVIQ 2002, Marseille

Système flou de supervision des modes de fonctionnement d'un véhicule hybride électrique parallèle, Colloque GEVIQ'2000, Marseille, 21-22 mars 2000, C. Forgez, G. Friedrich, J.M. Biedinger

Troisième partie

Les travaux

Chapitre 5

Modélisation par réseaux de neurones

Les travaux présentés dans ce chapitre sont une synthèse de mes travaux de thèse de doctorat. Ils s'inscrivent dans le cadre de mes travaux sur la modélisation de systèmes à partir de mesures expérimentales.

5.1 Les réseaux neuronaux

5.1.1 Un peu d'histoire

Afin de situer mes travaux sur les réseaux de neurones effectués pendant mon doctorat, il convient de retracer brièvement la chronologie des recherches dans ce domaine. Comme on peut le voir sur la chronologie (Fig. 5.1), bien que l'origine des sciences cognitives remonte au milieu du XXIème siècle, les progrès dans ces sciences n'ont réellement été notables qu'à la fin des années 1980, ce qui en fait une science relativement jeune.

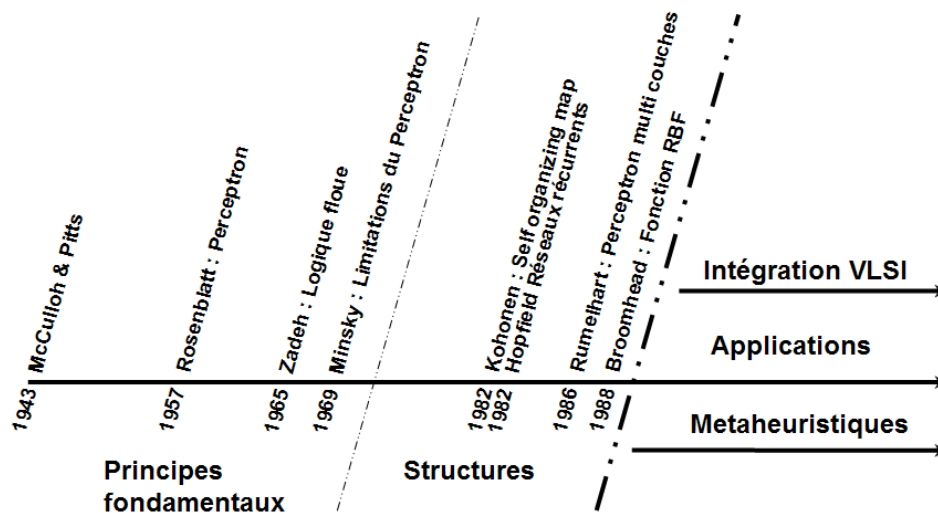


FIG. 5.1 – Chronologie des recherches sur les réseaux neuronaux

En 1943 les neurobiologistes Warren McCulloch et le mathématicien Walter Pitts furent les premiers à proposer un modèle mathématique capable de "reproduire" le fonctionnement d'un neurone biologique [McCULLOCH and PITTS, 1943]. Il faut cependant attendre 1957 pour voir apparaître le

premier réseau neuronal introduit par Franck Rosenblatt : le *Perceptron* [ROSENBLATT, 1958]. Un modèle de *Perceptron* à plusieurs couches a été proposé dès 1960 mais jugé trop compliqué à l'époque faute d'un algorithme d'apprentissage adapté. En 1969, Marvin Lee Minsky mis en évidence des limitations dans l'apprentissage du *Perceptron* ce qui retarda les progrès dans le domaine des sciences cognitives pour une décennie [MINSKY and PAPERT, 1969]. En 1974, Werbos introduisit l'algorithme d'apprentissage par rétropropagation (*backpropagation*) [WERBOS, 1974] qui ne fût généralisé qu'en 1986 par David E Rumelhart et James L. McClelland [RUMELHART et al., 1986]. Entre temps, les efforts se sont portés sur les architectures des réseaux notamment avec les réseaux récurrents proposés par John Hopfield [HOPFIELD, 1982] ou les cartes auto adaptatrices (self organizing map) de Teuvo Kohonen [KOHONEN, 1982]. L'intérêt des réseaux de Hopfield réside dans l'approche de systèmes dynamiques non linéaires dont on ne connaît pas les lois. Les structures de Kohonen sont quant à elles plus dédiées aux applications de classification. Cette dernière structure est actuellement l'une des plus utilisée car elle est capable de traiter la majorité des problèmes de classification, d'aide à la décision, de traitement d'image ou d'optimisation. La conception de cette structure est relativement intuitive, elle l'est d'autant plus lorsqu'elle est associée à des fonctions à base radiale (*Radial Basis Functions RBF* [BROOMHEAD and LOWE, 1988]) ou hybridée à de la logique flou, concept fondé en 1965 par Lotfi Zadeh [ZADEH, 1965].

A partir de la fin des années 80, cette science cognitive s'est diversifiée tant au niveau des applications, que du développement de la technologie électronique dédiée, ainsi que dans l'émergence de nouvelles disciplines associées (*les Meta Heuristiques*). La liste des applications est trop longue pour être citée dans ce préambule, on peut cependant faire éloge de l'utilisation des réseaux neuronaux pour la reconnaissance de caractères manuscrits, ce qui en fait une application emblématique pour le tri postal ou l'enregistrement de chèque de banque. L'intégration de réseaux neuronaux au sein de circuits électronique dédiés, a débuté également vers 1988, on peut citer deux des plus anciens brevets américains dans ce domaine [DENKER et al., 1988][MARKS and ROBERT, 1989]. Bien que des circuits électroniques dédiés apparaissent sur le marché, les FPGA représentent la manière la plus souple et la plus efficace pour implanter un réseau de neurones [AYKANAT et al., 1998][TORRES-HUITZIL et al., 2005]. A ces développements, nous pouvons adosser l'émergence de techniques génériques de résolution de problèmes combinatoires, regroupées sous le nom de *métaheuristiques*. Ces méthodes ont été proposées pour traiter des problèmes de très grande complexité. Elles sont issues également de la modélisation de processus naturels (recuit simulé, algorithmes génétiques, ...) [OSMAN and KELLY, 1996].

Mes travaux de recherche se sont inspirés des réseaux de Kohonen et des fonctions à base radiales. En revanche, pour la méthode d'apprentissage, nous avons mis au point une méthode dite par initialisation qui sera développée dans les paragraphes qui suivent.

5.1.2 Le neurone

Un neurone (Fig. 5.2) est un processeur mathématique qui transforme la somme (ou le produit) de données d'entrée pondérées, par le biais d'une fonction d'activation Φ linéaire ou non linéaire. Le neurone est donc capable de restituer sa propre fonction pondérée par les poids et les biais synaptiques. Les réseaux neuronaux sont des constructions en couche de neurones connectés entre eux par des coefficients que nous appelons des poids. Le poids w_{ij}^k relie le i^{ime} neurone de la couche $k - 1$ au j^{ime} neurone de la couche k . Le biais b_i^k décale l'activation du i^{ime} neurone de la couche k .

L'expression de la sortie du i^{ime} neurone de la couche k vaut :

$$Oh_i^k = \Phi_i^k \left(\sum_{j=1}^q Oh_j^{k-1} w_{ij}^k + b_i^k \right) \quad (5.1)$$

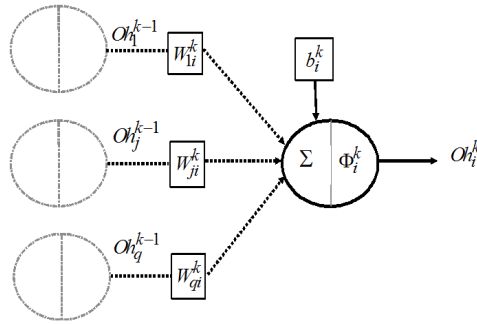


FIG. 5.2 – Description fonctionnelle d'un neurone

5.1.3 Les réseaux de neurones

La connection des neurones en réseau, c'est-à-dire de connection entre couches de neurones, permet la mise en série des fonctions d'activation. Les poids et les biais sont alors autant de degrés de liberté à ajuster qui permettent d'approcher n'importe quelle fonction de l'espace des variables d'entrée sur lequel le réseau de neurones est connecté. Le réseau de neurones fonctionne comme un approximateur universel qui mémorise au sein de ses couches, au travers de ses poids et ses biais, la fonction qu'il approche. Les fonctions ainsi approchées sont des applications d'un ensemble de variables d'entrée vers un espace de variables de sortie. Ces fonctions sont donc a priori indépendantes du temps. Cependant il est possible de faire apparaître des récurrences temporelles en bouclant les sorties sur les entrées. On parle alors de réseau bouclé extérieurement ou partiellement bouclé. Il existe une troisième catégorie de réseau qu'on appelle réseau complètement bouclé et qui font apparaître des récurrences entre couche et au sein même d'une couche [HOPFIELD, 1982]. Ces réseaux permettent théoriquement l'approximation de fonctions non linéaires temporelles très complexes dont on "ignore les lois" qui les régissent.

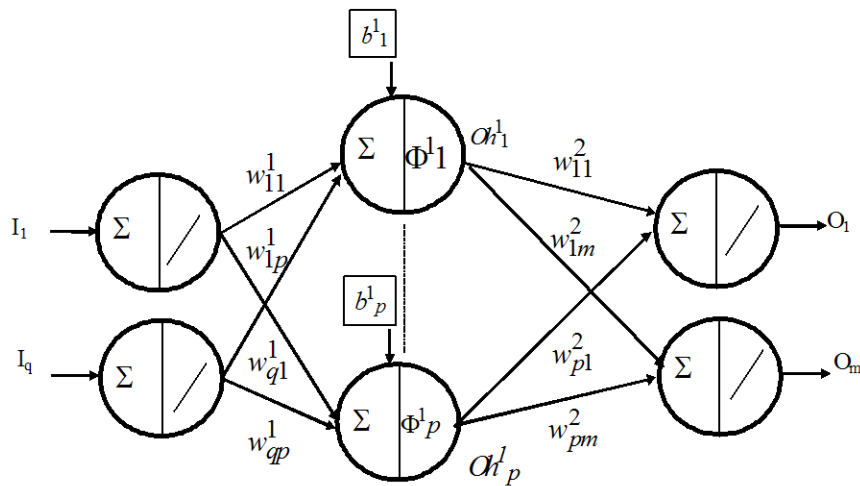


FIG. 5.3 – Réseau de neurones (non bouclé) à une couche cachée

5.2 Méthode d'apprentissage

L'identification neuronale consiste à trouver la meilleure combinaison de valeurs pour les poids et les biais afin de minimiser la somme des écarts quadratiques entre les valeurs réelles de la fonction et les

valeurs approchées. Les principales méthodes d'apprentissage sont basées soit sur un ajustement itératif des poids rétropropagés au travers des couches successives [PATTERSON, 1996][RUMELHART et al., 1986], soit sur une exploration sélective sur l'ensemble des solutions envisageables (algorithme génétique). Ces méthodes convergent vers une solution optimale relative au nombre de neurones, de couche de neurones et des fonctions d'activation utilisées.

Historiquement, les fonctions d'activation usuelles implantées dans les neurones sont des fonctions seuils ou des fonctions sigmoïdes, respectivement pour les approches discontinues et continues. Ces fonctions ont le principal défaut de créer des minima locaux au sein de la fonction erreur au cours du processus d'apprentissage, ce qui diminue par conséquent la possibilité d'atteindre la solution optimale. Pour résoudre ce problème, il est préférable d'activer les neurones avec des fonctions orthogonales [FRANÇOIS, 1996].

La majorité des travaux sur les réseaux de neurones sont consacrés à la généralisation des structures et des méthodes d'apprentissage. Les structures qui en découlent sont certes capables d'appréhender n'importe quel type de problème mais sont généralement gourmandes en ressources et encore peu adaptées aux systèmes embarqués à bas coût. Lors de ma thèse de doctorat, une partie de mes travaux a été consacrée à la structuration de réseau à partir de la connaissance a priori des caractéristiques à approcher. L'intérêt porté à cette structuration était double : une facilité d'apprentissage et une nécessité de limiter les ressources. On tire ainsi avantage de la fonction à approcher pour choisir la nature (continue ou discontinue) des fonctions d'activation en adéquation avec la nature de la relation à approcher. Par conséquent, plus la structure mathématique du réseau neuronal sera proche de la relation à approcher, plus la phase d'apprentissage sera facilitée et le résultat optimal.

Une fois les fonctions d'activation choisies, nous devons trouver une combinaison optimale des poids. Afin d'accélérer les processus d'apprentissage, nous avons évité d'employer les méthodes itératives classiques d'apprentissage. Nous avons montré, que pour des relations relativement simples à modéliser, il est possible de définir une structure de réseau à une seule couche cachée dont les poids et biais d'entrée peuvent être initialisés et dont les poids de sortie sont déterminés par résolution de l'équation qui décrit la couche de sortie.

5.2.1 Initialisation des poids et biais d'entrée

L'initialisation des poids et biais de la couche d'entrée consiste à répartir les domaines d'action des neurones de manière homogène sur l'espace des variables d'entrée. Cette méthode se conçoit aisément par l'illustration de la figure 5.4. Cette figure illustre la répartition de 7 neurones à fonction d'activation gaussienne sur un domaine d'entrée $[-10,10]$. Le nombre de neurones étant fixé, on répartit les gaussiennes en modifiant le biais de chacun des neurones : le biais représente alors le centre de la gaussienne. Les poids de la couche d'entrée servent quant à eux à pondérer l'écart type de chacune des gaussiennes et à restreindre ainsi plus ou moins l'action de chaque neurone sur une parcelle de l'espace des variables d'entrée. On se rapproche ainsi du concept de fonctions d'appartenance tel qu'il est utilisé en logique floue [ZADEH, 1965].

Ce principe illustré sur une dimension, peut être étendu à un espace à plusieurs dimensions. La figure 5.5 représente un "échantillonnage" d'un espace à 2 variables d'entrées au moyen de 16 neurones.

La structure permettant un tel échantillonnage pourrait être effectuée à partir d'un réseau présenté figure 5.6.

Plus le nombre de neurones sera important, plus on pourra agir sur de petites parcelles, et meilleure sera l'apprentissage de la fonction à approcher. En poussant le raisonnement à l'extrême, utiliser un réseau avec un nombre infini de neurones à fonction d'activation gaussienne et d'écart type infiniment petit, reviendrait à échantillonner l'espace de travail avec un peigne de Dirac multi dimensionnel. Dans ce cas chaque Dirac ne couvrirait qu'un seul point de l'espace, alors les poids de sortie du réseau

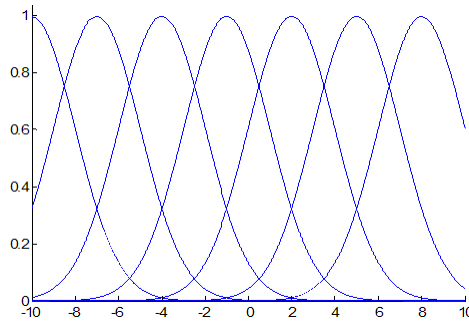


FIG. 5.4 – Répartition en domaines d’actions au moyen de fonctions gaussiennes

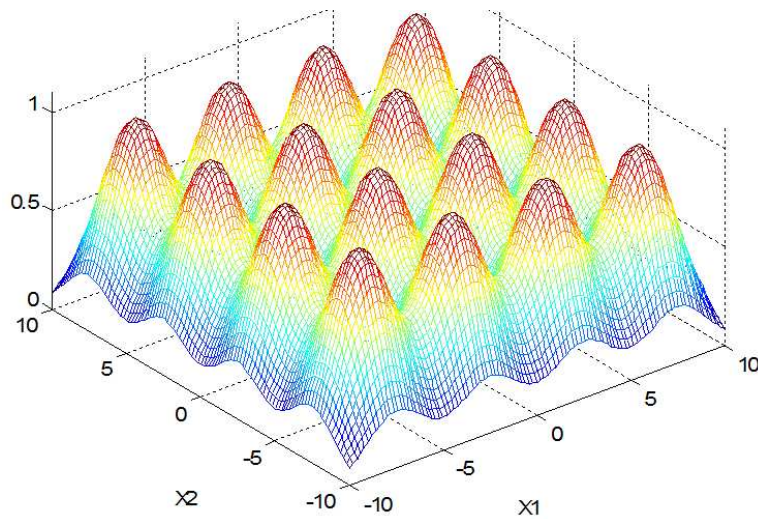


FIG. 5.5 – Echantillonnage d’un espace 2D au moyen de gaussiennes

correspondrait aux valeurs de la fonction aux points échantillonnés par le peigne de Dirac. L’utilisation d’une infinité de neurones n’est pas réalisable, leur nombre doit être limité en trouvant un compromis entre performance d’apprentissage et temps de calcul, ce dernier est d’autant plus important dans le cadre d’une application embarquée.

5.2.2 Détermination des poids de sortie

Une fois les poids et biais d’entrée initialisés, l’équation du réseau neuronal fait apparaître un système d’équation pondéré par la matrice des poids de sortie. Celle ci peut être déterminée simplement par résolution de l’équation de sortie [FRANÇOIS, 1996][FORGEZ, 1998]. Considérons un réseau comprenant q entrées et m sorties (Fig. 5.6) à une seule couche cachée de p neurones, où l’on note Oh le vecteur de la sortie de la couche cachée, $W2$ la matrice des poids de sortie, O le vecteur sortie du réseau neuronal et T le vecteur de sortie à approcher (données de la relation réelle). Les matrices des poids $W1$ et biais $B1$ sont initialisés avec les relations précédentes.

La relation ci dessous denote l’expression matricielle de l’équation de sortie du réseau neuronal.

$$Oh.W2 = O \quad (5.2)$$

$W2$ est une matrice $(p \times m)$, Oh est une matrice $(n \times p)$. La méthode d’apprentissage doit minimiser l’erreur entre le vecteur désiré T et le vecteur de sortie O . Nous pouvons considérer cette expression

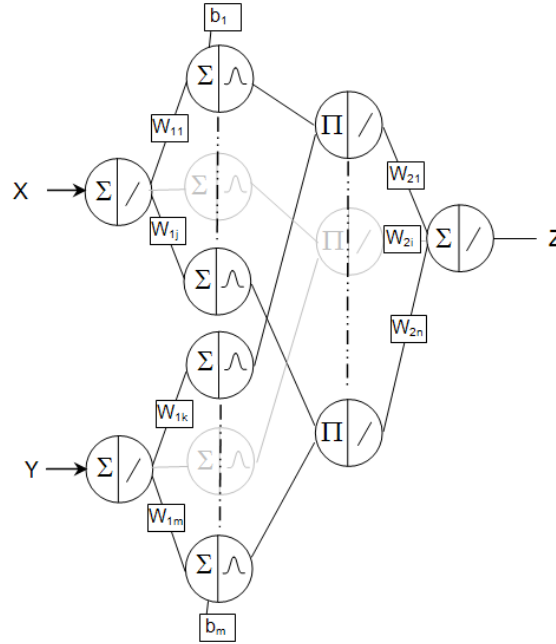


FIG. 5.6 – Structure de réseau neuronal à fonction d'activation RBF

come un système d'équation linéaire à résoudre. La pseudo inversion de Moore Penrose fournit alors une solution optimale au sens des moindres carrés telle que :

$$W2 = (Oh^t.Oh)^{-1}.Oh^t.T \quad (5.3)$$

En comparaison d'une méthode d'apprentissage itérative du type rétropropagation du gradient, la méthode proposée durant ma thèse réduit environ d'un facteur 1000, les temps de calcul pour un résultat similaire voire meilleur.

5.3 Application à la commande

Avant de concevoir une commande, il est nécessaire de modéliser le système et de mettre en évidence les éventuelles non linéarités. Dans ce but nous pouvons utiliser les graphes causaux pour établir les relations de causes à effets, le but de la commande sera "d'inverser" ces relations afin de créer la bonne cause pour obtenir le bon effet. Un autre intérêt des graphes causaux est la mise en évidence des relations non linéaires, pointant ainsi les possibilités de contrôle neuronale.

5.3.1 Représentation d'un système

Dans ce paragraphe nous allons rappeler brièvement les règles des graphes causaux. Son formalisme est basé sur celui des règles de Mason [IWASAKI and SIMON, 1994][HAUTIER and FAUCHER, 1996]. Le graphe causal est une représentation graphique des relations entre toutes les grandeurs d'états d'un système. Le graphe connecte différents éléments de transformation. Les cercles simples symbolisent des relations linéaires, les doubles cercles des relations non linéaires (Fig. 5.7). Ces relations agissent suivant les lois de la causalité, c'est à dire qu'une cause a toujours un effet. De plus, il est nécessaire de distinguer les relations dépendantes ou indépendantes du temps. On représente donc avec une double

flèche les relations rigides (indépendantes du temps), et avec une flèche simple les relations causales (dépendantes du temps) (Fig. 5.7).

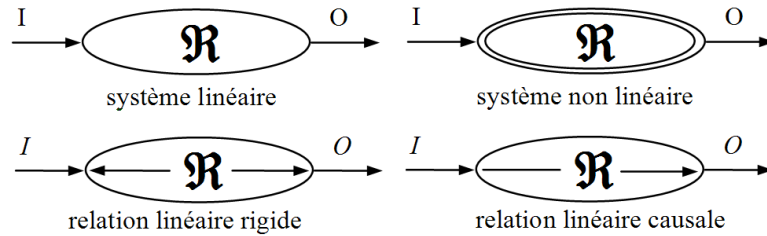


FIG. 5.7 – Principaux symboles utilisés dans la représentation des graphes causaux

Cette symbolisation est inspirée de la théorie des ensembles. En fait, la double flèche décrit une relation, qui à chaque élément de l'ensemble d'entrée fait correspondre une image et une seule dans l'ensemble de sortie et vice versa. Dans ces conditions, il est toujours possible de déterminer la valeur d'entrée correspondant à une valeur de sortie. Par conséquent de telles relations sont réversibles. A l'opposé, lorsque la relation est causale, la simple flèche indique que la relation est univoque, c'est à dire qu'une valeur de sortie peut correspondre à différentes valeurs d'entrée [IWASAKI and SIMON, 1994].

5.3.2 Conception d'une commande à partir des graphes causaux

La commande est basée sur le changement du flux des variables d'état en respectant les règles de causalités. L'idée maîtresse de toute commande repose sur l'idée de fournir la bonne cause pour obtenir le bon effet. Pour cette raison, le graphe causal est pratique pour définir graphiquement la structure de commande. De cette manière la commande d'un système est définie par inversion directe ou indirecte des relations. La figure 5.8 illustre deux types d'inversion rencontrés dans le cadre de systèmes linéaires. Une inversion directe est utilisée pour une relation rigide. Pour des relations causales, une inversion indirecte est réalisée grâce à une boucle de contrôle. Ce formalisme peut être étendu aux systèmes non linéaires ; néanmoins il est nécessaire d'ajouter aux relations rigides non linéaires, la notion de réversibilité. En fait, une relation non linéaire peut être indépendante du temps, c'est à dire rigide, mais pas réversible : c'est le cas de la saturation. La section suivante est consacrée à la structuration de contrôle non linéaire de systèmes non linéaires.

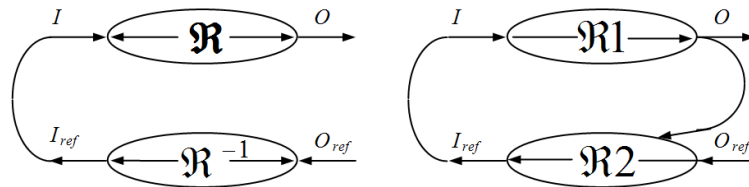


FIG. 5.8 – Inversion d'une relation rigide a) et d'une relation causale b)

5.3.3 Méthodologie pour contrôler un système non linéaire

Système du premier ordre

Tout d'abord, considérons la commande d'un système causal du premier ordre. Prenons le cas d'un système liant une sortie Y et une loi de contrôle U au travers de relation non linéaire. Sa représentation

globale utilisant les graphes causaux est présentée (figure 5.9) dont la relation $\mathcal{R}$ peut être décrite par l'équation différentielle non linéaire 5.4.

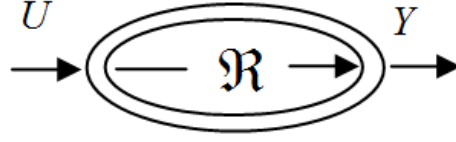


FIG. 5.9 – Representation d'une relation causale non linéaire

$$\mathcal{R} \rightarrow \dot{Y} = f(X, U) \quad (5.4)$$

Inversion indirecte globale

Le formalisme des graphes causaux nous montre que la causalité de ce système ne peut pas être inversée directement afin de concevoir la commande. Par conséquent, le graphe devient le suivant (figure 5.10).

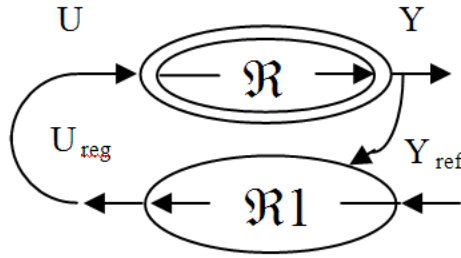


FIG. 5.10 – Contrôle linéaire d'une relation non linéaire

L'utilisation d'un contrôleur linéaire n'est pas toujours appropriée pour assurer la bonne poursuite de la sortie du processus selon la référence désirée. En fait tout dépend de la nature et de la "dureté" de la non linéarité. C'est pourquoi nous proposons une décomposition en relations élémentaires afin de proposer d'autres structures de contrôle et de prendre en compte les non linéarités.

Contrôle neuronal partiel

En décomposant le graphe de la figure 5.9, nous supposons pouvoir au moins extraire une relation rigide du système causal global (figure 5.11).

Le formalisme de graphe nous permet de proposer une seconde structure utilisant une inversion indirecte et une compensation (figure 5.12).

On peut noter dans cette structure, que la non linéarité rigide est complètement prise en compte (compensée) dans ce type de contrôle. La non linéarité de la relation causale doit alors être linéarisée afin de déterminer le meilleur correcteur linéaire. De cette façon, le correcteur $\mathcal{R}$ limitera l'influence de la non linéarité $\mathcal{R}_1$ sur le comportement dynamique. L'avantage de la compensation partielle des non linéarités repose sur une compensation des non linéarités en régime permanent. Un réseau de neurones peut approcher la relation $\mathcal{R}_2$ et être placé à la place de la compensation $\mathcal{R}_2$ dans la structure de commande. Nous traitons ici de réseaux à une seule entrée une seule sortie. Son apprentissage requiert des échantillons expérimentaux $(Y; U)$ obtenus en régime permanent ; la mise en oeuvre de

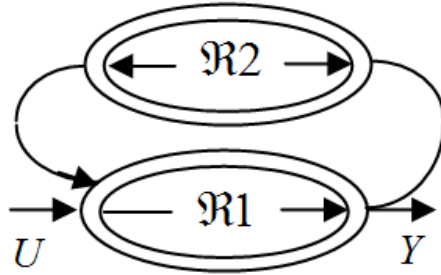


FIG. 5.11 – Extraction d'une relation rigide

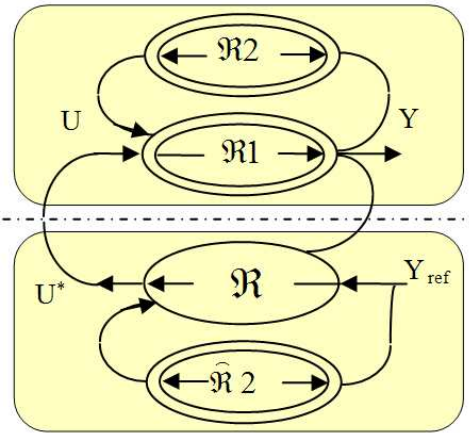


FIG. 5.12 – Contrôle linéaire avec compensation non linéaire

la compensation ne requiert aucune identification paramétrique. Nous appelons ce type de contrôle : *contrôle neuronal partiel*.

Contrôle neuronal total

Pour améliorer la prise en compte des non linéarités, la relation causale non linéaire de la figure 5.11 est décomposée en relations élémentaires.

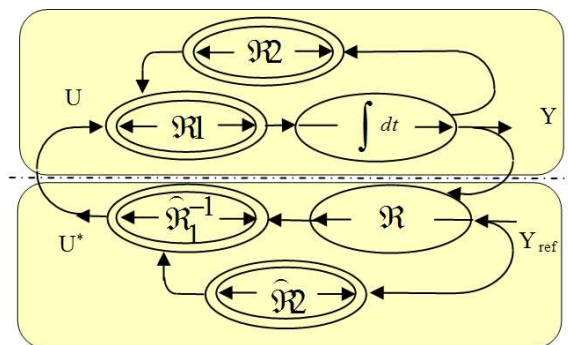


FIG. 5.13 – Contrôle non linéaire total

La représentation par graphes causaux associés à la troisième structure de contrôle est illustrée figure 5.13. Comme précédemment, une première relation rigide a été extraite, ensuite nous avons

décomposé la relation non linéaire causale restante en une relation non linéaire rigide et une relation linéaire qui est en fait un intégrateur pur. Pour la commande, la relation $\mathfrak{R}_2$ peut être compensée en utilisant la relation approchée $\widetilde{\mathfrak{R}}_2$ et la relation $\mathfrak{R}_1$ peut être inversée en utilisant la relation estimée $\widetilde{\mathfrak{R}}_1^{-1}$. Ainsi, toutes les non linéarités sont prises en compte. L'intégrateur est corrigé en utilisant un correcteur $\mathfrak{R}$ qui impose le temps de réponse du système en boucle fermée. Les relations rigides non linéaires $\widetilde{\mathfrak{R}}_1^{-1}$ et $\widetilde{\mathfrak{R}}_2$ peuvent être modélisées en utilisant un réseau de neurones. Contrairement au contrôle neuronal partiel, la principale difficulté ici réside dans la phase d'échantillonnage : en effet, ce type de contrôle requiert la connaissance de valeurs $(U; Y; \dot{Y})$ si un seul réseau est utilisé pour interpoler $\widetilde{\mathfrak{R}}_1^{-1}$ et $\mathfrak{R}_2$.

Le calcul de $\dot{Y}$ peut être obtenu par une différentiation de type Euler en prenant la précaution de filtrer préalablement la variable Y afin d'éviter les problèmes d'amplification du bruit par la dérivée du bruit.

Généralisation aux systèmes d'ordre n

Si nous voulons appliquer l'inversion totale indirecte à un système non linéaire d'ordre n . Les remarques concernant les avantages et inconvénients d'une telle commande seront quasiment identiques à celles émises dans le cas d'un contrôle d'un système du premier ordre par inversion globale indirecte. La même remarque peut être faite pour le contrôle neuronal partiel. Dans le cas d'un contrôle neuronal total d'un système d'ordre n , nous devons décomposer le graphe en relations élémentaires de manière à faire apparaître uniquement des intégrateurs pour les relations causales, et plusieurs relations rigides regroupées dans une relation rigide unique $\mathcal{R}$.

L'inversion du graphe permet de concevoir une commande (figure 5.14) dans laquelle une relation non linéaire $\widetilde{\mathcal{R}}^{-1}$ est requise de manière à compenser les non linéarités. Les relations $\mathcal{R}_1$ à $\mathcal{R}_n$ permettent l'inversion indirecte d'intégrateurs et offrent ainsi la possibilité de contrôler chacun des états du système. Comme précédemment, un tel contrôle est très sensible au bruit en raison des calculs de dérivées sur les sorties nécessaires aux relations $\widetilde{\mathcal{R}}^{-1}$, $\mathcal{R}_1$, ..., $\mathcal{R}_n$. La difficulté sera d'autant plus accrue que l'ordre du système sera élevé.

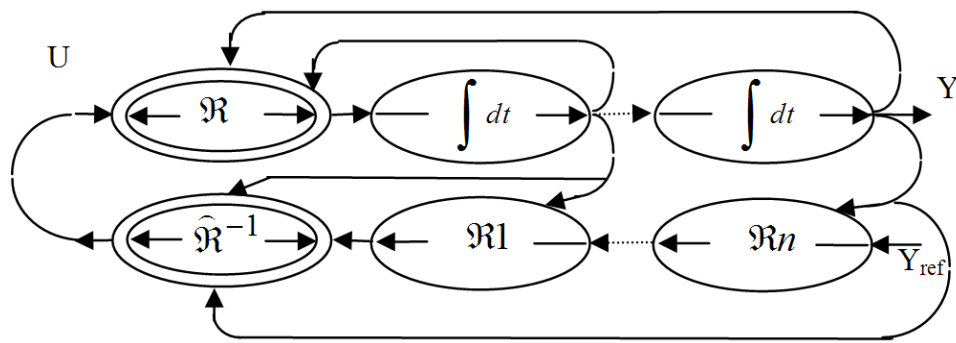


FIG. 5.14 – Graphe causal d'une commande neuronale totale pour un système d'ordre n

5.4 Application au contrôle de machine

De nombreux phénomènes non linéaires peuvent se produire dans le cadre de commandes de machines électriques. Ces phénomènes peuvent provenir du convertisseur statique, de la saturation magnétique des matériaux, tout comme du couple de charge souvent inconnu, variable dans le temps et non linéaire.

Afin de prendre en compte les non linéarités mécaniques plusieurs approches ont été proposées en particulier des approches par contrôleur de position ou de vitesse flou [CERRUTO et al., 1997][DA SILVA and ACA. Cependant la définition et l'ajustement des règles floues sont parfois délicats [MAUSSION and HISSEL, 1998] et nécessitent une intervention humaine.

Dans ce paragraphe nous allons essayer de considérer avec une approche neuronale des non linéarités mécaniques pour une commande en vitesse d'une machine asynchrone. La commande de la machine étant à flux orienté, et les courants régulés, nous pourrions négliger la dynamique électrique par rapport à celle de la mécanique. A partir de l'écriture des équations de la machine dans le repère du flux rotorique, on peut établir la relation entre le couple électromécanique, les flux et les courants [LEONHARD, 1985].

$$\mathcal{R}1 \rightarrow C_{em} = p \frac{M}{Lr} \Phi r d I_{sq} \quad (5.5)$$

En considérant l'équation de la mécanique

$$\mathcal{R}2 \rightarrow \dot{\Omega} = -\frac{f\Omega}{J} - \frac{Cr}{J} + \frac{C_{em}}{J} \quad (5.6)$$

avec $f\Omega$ le couple de frottement visqueux, J l'inertie et Cr le couple de charge. Nous considérons que le couple de charge Cr est établi par une relation non linéaire rigide fonction de la vitesse, telle que :

$$\mathcal{R}4 \rightarrow Cr = g(\Omega) \quad (5.7)$$

Comme nous l'avons expliqué précédemment, nous pouvons utiliser deux types de commande neuronale pour prendre en compte ce couple de charge non linéaire.

La première méthode *contrôle neuronal partiel* consiste à considérer que le système non linéaire est en fait un système linéaire perturbé par un phénomène non linéaire. Dans ce cas, la régulation du système linéaire est assurée par un correcteur linéaire et la perturbation non linéaire est compensée à l'aide d'un réseau de neurones [TZES PEI YUAN PENG, 1995].

La seconde méthode *contrôle neuronal total*, consiste à considérer tout le système comme non linéaire [PIERLOT et al., 1994][FORGEZ, 1998].

5.4.1 Contrôle neuronal partiel

Afin de concevoir le schéma de commande neuronale partielle, considérons le graphe causal de la figure 5.15 associé aux relations 5.5 et 5.6. En supposant que la non linéarité provienne de l'équation 5.7, le graphe causal peut être réorganisé pour faire apparaître la relation rigide non linéaire $\mathcal{R}4$ et la relation linéaire causale $\mathcal{R}3$.

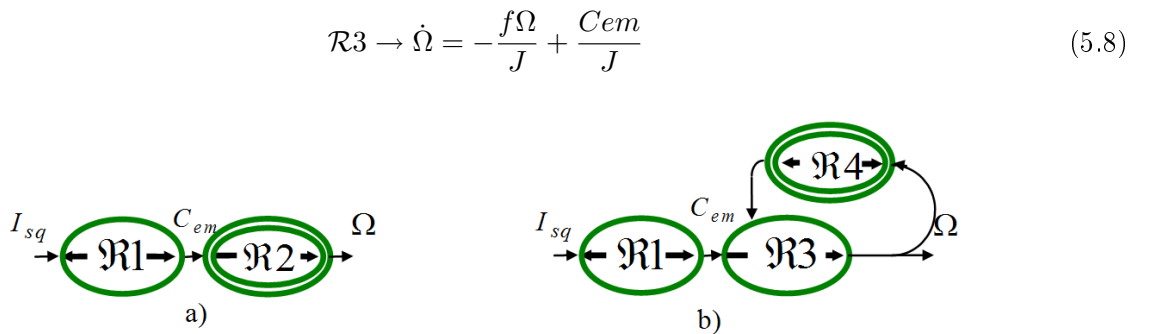


FIG. 5.15 – Deux représentations par graphe causal d'une charge mécanique non linéaire

La structure de contrôle se déduit naturellement en utilisant les propriétés de symmetries du graphe causal.

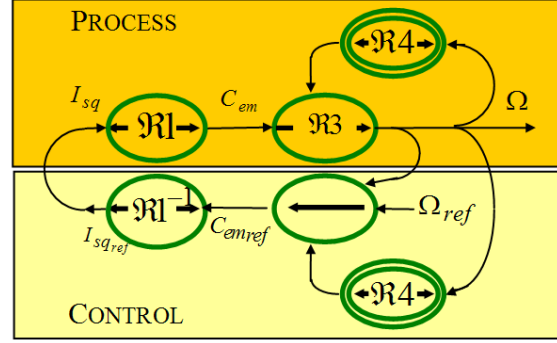


FIG. 5.16 – Schema de commande en vitesse avec compensation neuronale

Sur la figure 5.16, on peut voir que le contrôle est composé d'une boucle principale qui assure l'asservissement de la partie linéaire du système dont le contrôle est assuré par un correcteur linéaire, et une compensation non linéaire est requise pour compenser la relation rigide non linéaire $\mathcal{R}4$. Un réseau neuronal peut donc être utilisé pour approcher cette relation $\mathcal{R}4$. Avant d'utiliser ce réseau pour effectuer la compensation, ce dernier doit mémoriser la cartographie de la relation non linéaire à partir d'échantillons. Dans notre cas, la relation non linéaire est un couple de charge inconnu Cr . Afin de constituer une cartographie de ce couple de charge, il est nécessaire d'échantillonner l'image du couple électromécanique en régime permanent par le biais des courants. Pour éviter de scinder les parties linéaires et non linéaires du couple, on réduit la relation $\mathcal{R}3$ à $\mathcal{R}'3$.

$$\mathcal{R}'3 \rightarrow \dot{\Omega} = \frac{C_{em}}{J} \quad (5.9)$$

et $\mathcal{R}4$ devient $\mathcal{R}'4$.

$$\mathcal{R}'4 \rightarrow Cr = g(\Omega) + f\Omega \quad (5.10)$$

La figure 5.17 illustre le résultat d'apprentissage d'une caractéristique d'une charge mécanique non linéaire et discontinue (frottements secs). On peut remarquer une divergence de l'approximation de la caractéristique au delà de la zone d'apprentissage, ce qui nous conduira à limiter le domaine de vitesse pour l'application.

La figure 5.18 montre le schéma complet du contrôle de la machine asynchrone. Le correcteur de vitesse est un correcteur PID dont le rôle est d'assurer la poursuite de la consigne de vitesse. Le réseau neuronal, quant à lui, est chargé de compenser la partie non linéaire du système.

Cette méthode a été validée expérimentalement sur une machine asynchrone accouplée à une charge émulée présentant un couple important de frottements secs.

La figure 5.19 montre l'efficacité d'une telle compensation neuronale au démarrage, zone de fonctionnement où le couple (discontinu) de frottements secs est le plus perturbateur.

5.4.2 Contrôle neuronal total

Considérons l'équation mécanique complète, où les non linéarités peuvent être dépendantes de la vitesse ou de l'accélération. A l'aide du graphe causal, nous allons extraire toutes les relations rigides non linéaires du système, afin de faire apparaître un intégrateur pur. Ainsi, le contrôle est conçu en

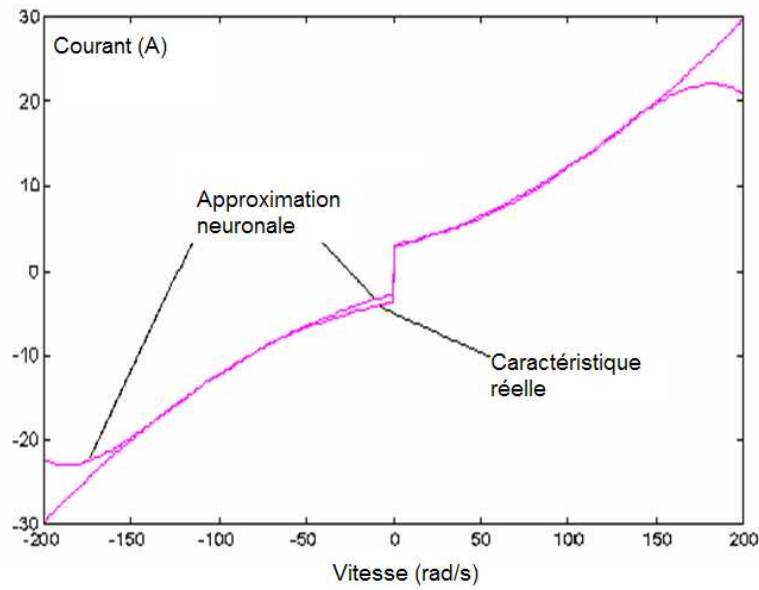


FIG. 5.17 – Résultat d'apprentissage de charge mécanique

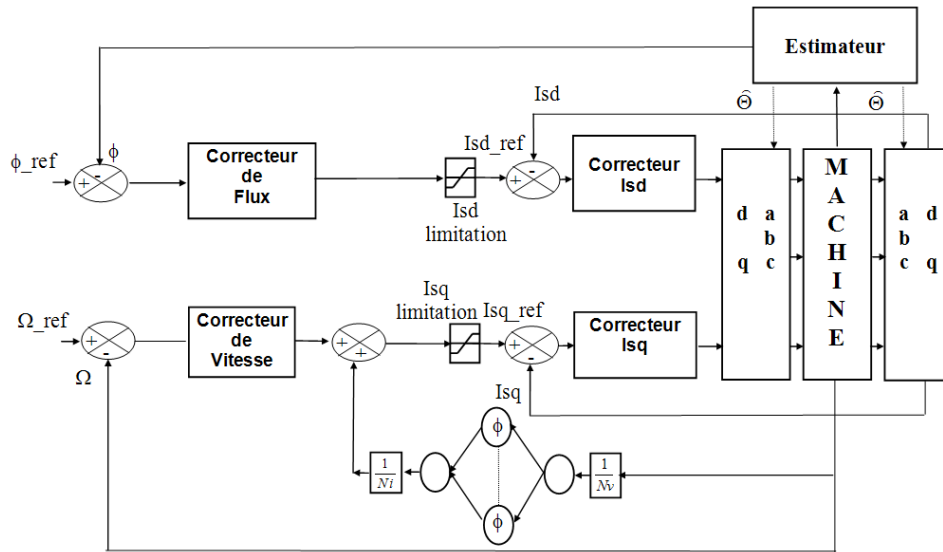


FIG. 5.18 – Schéma de commande neuronale d'une machine asynchrone avec compensation neuronale

utilisant les propriétés du graphe (Fig. 5.20) ; l'intégrateur est corrigé en utilisant un correcteur usuel (un simple gain est théoriquement suffisant) et les relations rigides $\mathfrak{R}1$ et $\mathfrak{R}2$ sont inversées.

Pour la relation non linéaire rigide $\mathfrak{R}2$, il est auparavant nécessaire de vérifier si il est réellement inversible. Il apparaît dans un schéma de contrôle précédent qu'un réseau de neurones peut être utile pour réaliser la relation non linéaire $\mathfrak{R}2^{-1}$. Dans ce cas, les entrées du réseau sont la vitesse et sa dérivée, la sortie est soit le couple ou son image au travers du courant Isq plus facile à mesurer. Ainsi la relation $\mathfrak{R}1^{-1}$ peut être incluse dans la relation $\mathfrak{R}2^{-1}$. Cette caractéristique, c'est à dire $\mathfrak{R}1^{-1}\mathfrak{R}2^{-1}$ ressemble à une surface qu'il faut échantillonner afin de réaliser une "base de données" de cette caractéristique. L'échantillonnage de la surface de travail consiste à mesurer le courant de l'axe q pour toutes les vitesses et accélérations de la plage de travail. Les échantillons $(Isq_k, \Omega_k, \Omega_{k-1})$ recueillis sont utilisés

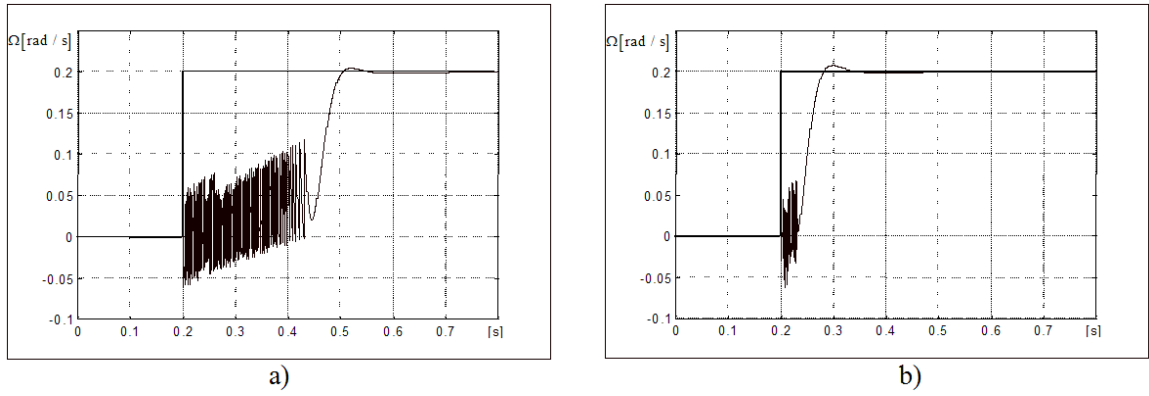


FIG. 5.19 – Résultat d’une commande sans et avec compensation neuronale

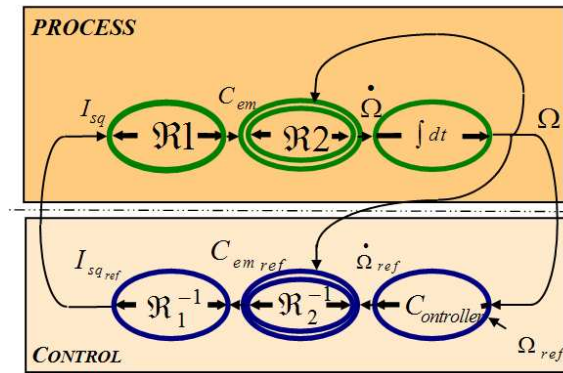


FIG. 5.20 – Schéma d’une commande en vitesse par commande neuronale totale

pour entraîner le réseau de neurones avec la méthode d’apprentissage décrite en début de chapitre. La figure 5.21 montre les performances d’un réseau de neurones pour modéliser une charge mécanique discontinue (en raison des frottements secs) à partir d’échantillons expérimentaux. Ces échantillons sont obtenus grâce à un contrôle linéaire classique.

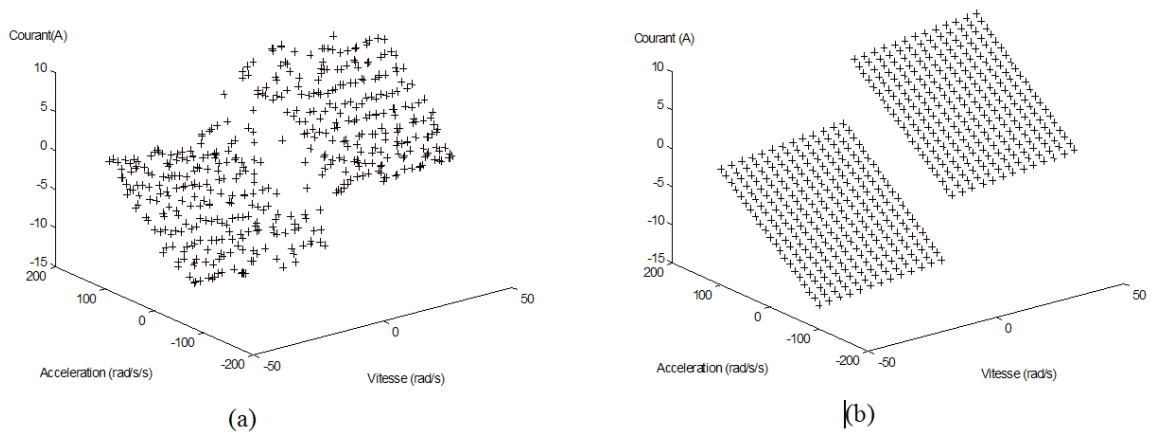


FIG. 5.21 – Echantillonnage d’une caractéristique mécanique discontinue a) et modélisation par réseau neuronal b)

Le prototype est composé d'une machine asynchrone de 3kW couplée à une machine à courant continu alimentée par un hacheur. Ce dernier piloté par un DSP est capable d'émuler différentes charges mécaniques. Un autre DSP implanté dans un 486 DX 66 assure le contrôle de la machine asynchrone et l'acquisition des mesures. Le calculateur réalise le contrôle vectoriel de la machine asynchrone en $200\mu S$. Le but d'un tel contrôle consiste à échantillonner le couple électromagnétique sur toute la plage de vitesse et d'accélération. Une fois que le réseau a bien mémorisé la cartographie, il est capable de restituer le courant Isq pour n'importe quel couple vitesse accélération. Ainsi, le réseau est utilisé pour réaliser la relation $\mathfrak{R}_1^{-1}\mathfrak{R}_2^{-1}$ de la figure 5.20. Le correcteur doit alors calculer l'accélération de référence à partir des vitesses de référence et mesurée et sera réduit à un gain proportionnel.

Comme nous l'avons vu auparavant, la qualité de l'estimation par le réseau de neurones décroît rapidement en dehors de la zone d'apprentissage. Ainsi, les entrées doivent être bridées. Ces limitations peuvent être apprises par un réseau de neurones afin de déterminer les bords du modèle [PIERLOT et al., 1994]. Le schéma de contrôle complet est donné (Fig.5.22).

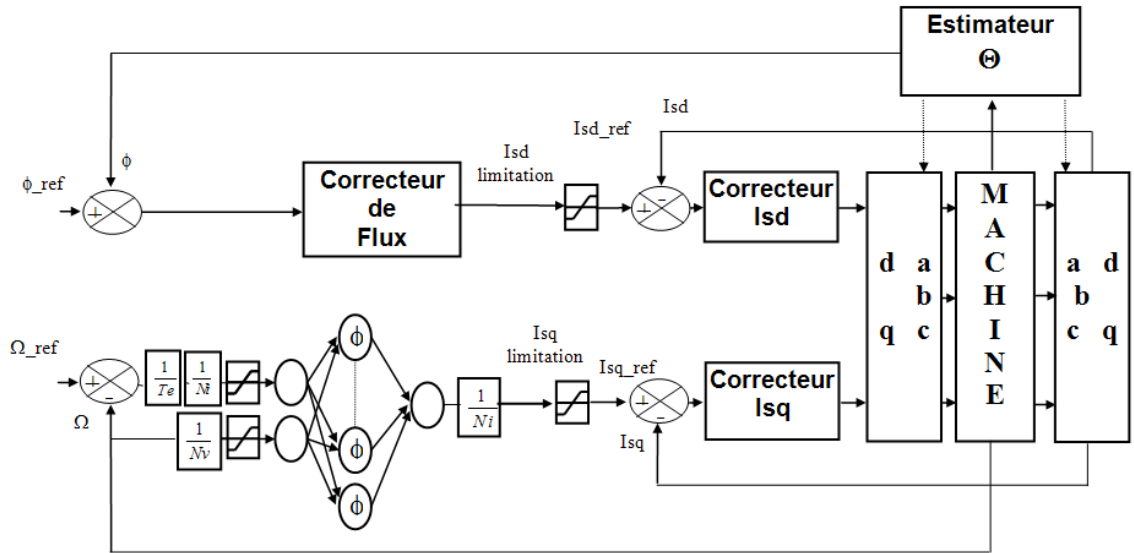


FIG. 5.22 – Commande neuronale en vitesse d'une machine asynchrone pilotée vectoriellement

Les performances du contrôle en vitesse sont montrées (Fig.5.23). Les erreurs statiques d'asservissement y sont mises en évidence (en simulation et en expérimentation), et elles sont dues aux erreurs d'identification et aux variations du système. Afin d'annuler ces erreurs statiques, on peut ajouter un terme intégral au correcteur de vitesse, soit adapter le réseau de neurones en ligne.

5.4.3 Contrôle neuronal adaptatif

Le modèle neuronal ne constitue pas un modèle paramétrique. Ainsi, il n'est pas possible d'identifier les paramètres du système dans un premier temps en vue de modifier les réglages du correcteur neuronal dans un second temps. Cette considération implique l'utilisation d'une méthode directe adaptative.

De plus, comme le contrôleur non linéaire est supposé linéariser le processus, nous pouvons considérer que le système réagit comme un modèle de référence. Ces considérations conduisent au schéma de la figure 5.24. Le contrôle adaptatif est basé sur la minimisation quadratique d'un critère J afin de réduire la somme des erreurs au carré entre la sortie réelle Y du système et la sortie désirée Y^* d'un modèle de référence.

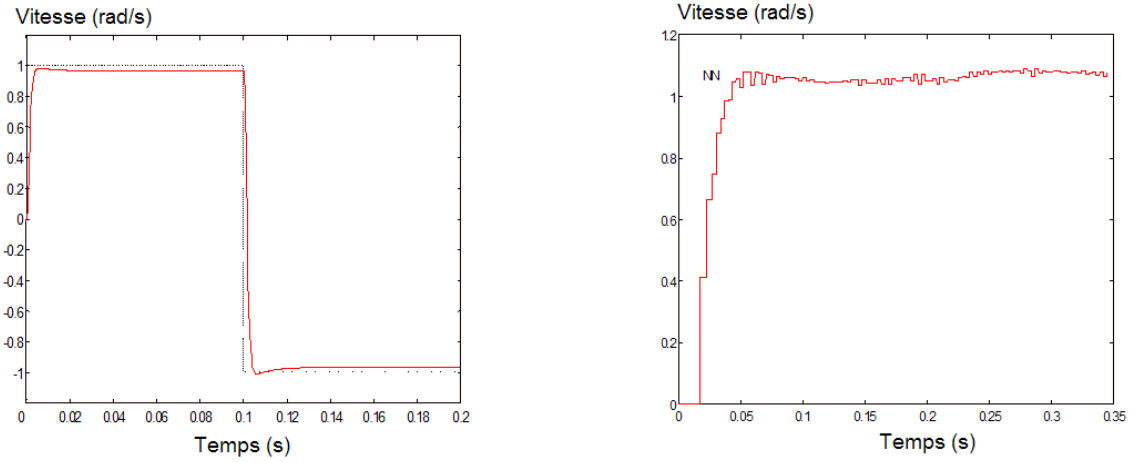


FIG. 5.23 – Résultats de commande : simulation a) et experimentation b)

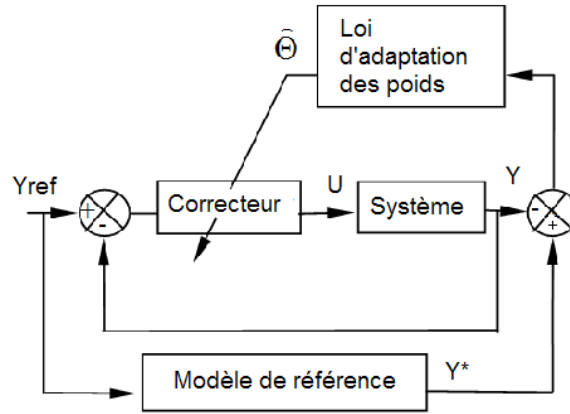


FIG. 5.24 – Schéma de commande adaptative

$$J = \frac{1}{2} E\{(Y^*(k) - Y(k))^T Q(Y^*(k) - Y(k))\} \quad (5.11)$$

L'adaptation des poids se fait par le biais de l'expression 5.12

$$\Theta(k+1) = \Theta(k) - \mu \frac{\partial J}{\partial \Theta} \quad (5.12)$$

où μ représente le taux d'apprentissage et Θ la matrice des poids.

Il peut être noté que nous avons choisi cette méthode d'apprentissage itérative car il n'est pas envisageable d'inverser en ligne (en temps réel) des matrices tel que nous l'avons effectué pour la méthode d'initialisation.

En développant le critère J , nous pouvons écrire :

$$\frac{\partial J}{\partial \Theta} = \frac{\partial \{\frac{1}{2} E\{(Y^*(k) - Y(k))^T Q(Y^*(k) - Y(k))\}}{\partial \Theta} \quad (5.13)$$

Puisque la sortie du modèle de référence ne dépend pas de la variable Θ

$$\frac{\partial J}{\partial \Theta} = -\frac{\partial Y(k)}{\partial \Theta(k)} Q(Y^*(k) - Y(k)) \quad (5.14)$$

La loi de mise à jour des poids devient donc la suivante :

$$\Theta(k+1) = \Theta(k) + \mu \frac{\partial Y(k)}{\partial \Theta(k)} Q(Y^*(k) - Y(k)) \quad (5.15)$$

Le système dépend des paramètres Θ au travers de la loi de contrôle $U(k)$, nous pouvons écrire :

$$\Theta(k+1) = \Theta(k) + \mu \frac{\partial U(k)}{\partial \Theta(k)} \frac{\partial Y(k)}{\partial U(k)} Q(Y^*(k) - Y(k)) \quad (5.16)$$

$$\frac{\partial Y(k+1)}{\partial U(k)} = \frac{pM\Phi_{rd}}{L_r} \quad (5.17)$$

Les dérivées simples de la sortie du réseau de neurones O_{NN} en fonction des différents poids, s'expriment alors

$$\frac{\partial U(k)}{\partial \Theta(k)} = \left\{ \frac{\partial O_{NN}(k)}{\partial W_{11}^1}, \dots, \frac{\partial O_{NN}(k)}{\partial b_1^1}, \dots, \frac{\partial O_{NN}(k)}{\partial W_{11}^2}, \dots \right\} \quad (5.18)$$

Les résultats expérimentaux montrent les avantages et la sensibilité du contrôle adaptatif en ligne (Fig. 5.25). Pour surligner les avantages du réseau de neurones adaptatif, le couple de charge réel a été augmenté après la phase d'apprentissage dans un rapport six fois plus grand.

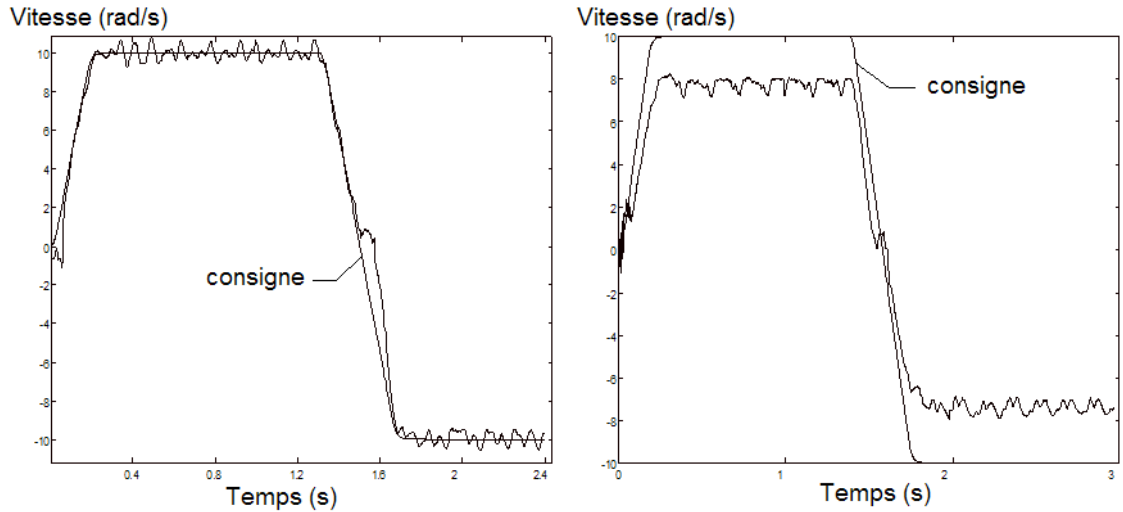


FIG. 5.25 – Résultats expérimentaux d'une commande adaptative a) et non adaptative b) dans le cas où la charge est différente de celle apprise

5.5 Conclusion et perspectives

Le domaine d'application des réseaux de neurones dans ma thèse de doctorat s'est limité à leur utilisation en modélisation et en commande de systèmes non linéaires. Nous avons proposé à l'époque une structure de réseaux conditionnée aux problèmes rencontrés en commande d'actionneurs électriques. Le conditionnement de la structure a surtout permis d'alléger les calculs nécessaires au fonctionnement du réseau, ce qui a permis d'implanter aisément sur DSP de manière efficace, le réseau de neurones dans le cadre d'une commande temps réel. Les résultats expérimentaux appliqués à un contrôle en vitesse sur une charge mécanique non linéaire ont montré l'efficacité de cette méthode d'identification hors ligne.

La prise en compte d'un couple de charge discontinue au sein du contrôle peut donner des opportunités intéressantes dans le cadre de contrôle en basses vitesses, par exemple pour le positionnement d'axes en robotique.

L'intérêt majeur des réseaux de neurones réside dans leur faculté de synthétiser des fonctions à partir de données expérimentales. Cette qualité en font des approximateurs universels, ce qui les rends également attractifs pour une utilisation en optimisation ou pour la résolution d'équations aux dérivées partielles [JIAN YU et al., 2003][HE et al., 2000][MAI-DUY and TRAN-CONG, 2001].

Dans le cas de la résolution d'une équation aux dérivées partielles, l'idée consiste à modéliser à l'aide d'un réseau de neurones le second membre de l'équation. Une fois le second membre appris, les fonctions neuronales d'activation sont capables de reproduire les fonctions aux dérivées partielles. Pour obtenir la solution, de l'équation il suffit d'intégrer les fonctions d'activation par rapport aux variables d'espace. Imposer des conditions aux limites (de type Dirichlet et/ou de Neumann) se traduit par l'adjonction de fonctions supplémentaires au sein du réseau de neurones [MAI-DUY and TRAN-CONG, 2001]. Les réseaux de neurones dans ce genre de problème peuvent se substituer aux méthodes de résolution de types éléments finis sans nécessité de maillage. Pour l'instant il semble que les problèmes de résolution d'équations aux dérivées partielles soient limités aux équations elliptiques.

Chapitre 6

Identification temps réel de machine asynchrone par filtrage de Kalman

6.1 Introduction

Plusieurs études ont été menées au LEC pour la conception et le commande de plusieurs machines électriques dans le cadre du programme de recherches communes avec VALEO sur le thème de l'alternodémarrreur intégré. Au delà des spécifications techniques, la solution envisagée doit être motivée par des considérations de contraintes de production de masse et de réalisation à bas coût. Avec ces considérations, la machine asynchrone combine robustesse, production et maintenance à bas coût. Cependant les paramètres électriques qui caractérisent cette machine, évoluent de manière significative pendant son utilisation en raison de l'échauffement, de la saturation magnétique des matériaux ou encore de l'effet de peau. Ces variations peuvent détériorer les performances des lois de contrôle [NORDIN et al., 1985].

Par exemple, en raison des pertes Joules, la température peut atteindre 200°C [VAS, 1990]. Une telle température peut entraîner un accroissement de 80% de la valeur des résistances rotoriques. Bien que l'expérience montre que même avec un simple contrôle indirect, la robustesse est garantie tant que la résistance rotorique n'évolue pas plus de 200% [DE WIT et al., 1996], de nombreux algorithmes ont été proposés pour prendre en compte l'évolution des paramètres de manière à améliorer les performances. La plupart d'entre eux ont utilisé des observateurs ou estimateurs de paramètres [ATKINSON et al., 1991, ZAI et al., 1992, RIBEIRO et al., 1999, JACOBINA et al., 2000].

Les variations thermiques et les surchauffes sont des causes bien connues agissant sur le vieillissement des matériaux d'isolation des bobinages qui conduisent à terme à des courts circuits. En conséquence, il peut être nécessaire d'estimer en temps réel la température soit pour ajuster les lois de contrôle ou pour effectuer une surveillance thermique afin de prévenir les éventuelles surchauffes.

Dans le cadre d'application automobile, l'addition de capteurs coûteux et fragile n'est pas une solution envisageable. Des méthodes pour l'estimation de la température sans capteur doivent être proposées.

De nombreuses méthodes basées sur une injection de signal permettent de déterminer des paramètres électriques sensibles à la température [RIBEIRO et al., 1999, PAICE, 1980, LEE et al., 2002, BENN et al., 2004, LEE and HATBETLER, 2003]. Ces méthodes peuvent donner des résultats fiables, mais peuvent également perturber les performances de la machine.

L'échauffement des machines peut être évalué à partir de pertes joules et d'un modèle thermique de la machine [TANG et al., 2005]. Cependant des modèles thermiques trop détaillés de plusieurs dizaines d'éléments doivent être évités en vue d'une implantation temps réel [LAZAREVIC et al., 1999]. De plus en raison du positionnement de l'alternodémarrreur à proximité du bloc moteur à combustion interne,

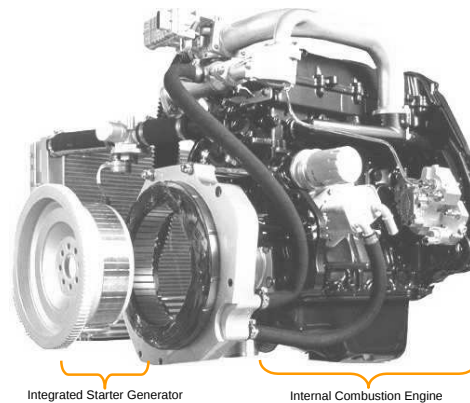


FIG. 6.1 – Location of the integrated starter generator

ce dernier constitue une source de chaleur importante dont l'évaluation n'est pas aisée (Fig. 6.1).

Puisque les valeurs des résistances statoriques et des barres rotoriques évoluent principalement avec la température, elles peuvent être utilisées comme des capteurs naturels intégrés de température. La méthode que nous proposons est basée sur l'observation temps réel des résistances en utilisant un schéma électrique équivalent de la machine. A partir de l'observation des variations des valeurs de résistances, il est théoriquement possible de les corrélérer avec les variations de température.

6.2 Le filtrage de Kalman

Le filtre de Kalman porte le nom de son inventeur reconnu Rudolph Kalman, qui publia en 1960 [KALMAN, 1960] l'algorithme de son observateur optimal. L'une des premières applications de cet observateur fût l'estimation de trajectoire pour le programme Apollo. Dans le domaine du génie électrique, le filtre de Kalman a trouvé ses applications pour les systèmes de diagnostic et de commande sans capteur [ATKINSON et al., 1991][LEE and CHEN, 1998].

Le filtrage de Kalman repose sur le principe de tout observateur, illustré par la figure 6.2, qui consiste à estimer les sorties $\hat{y}$ d'un système à partir de son modèle, puis de corriger les grandeurs d'état estimées $\hat{x}$ en utilisant une contre réaction de l'erreur d'estimation.

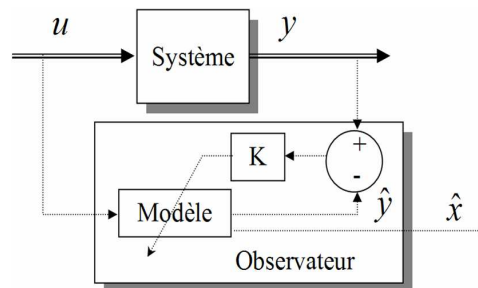


FIG. 6.2 – Principe d'observation

La correction est pondérée par un vecteur gain K qui permet de fixer la dynamique et les performances du filtre. Ce gain K peut être calculé par un placement de pôle décidé par l'utilisateur. Dans le cas d'un filtre de Kalman, ce gain est calculé à chaque itération de manière itérative, à partir des prédictions d'erreur et des incertitudes (bruits) sur les grandeurs d'état et les mesures, ceci afin de minimiser l'erreur entre le modèle et le système réel. Le réglage de la dynamique du filtre repose sur

l'initialisation des matrices de bruits d'état et de mesure ainsi qu'au travers de l'initialisation de la matrice de covariance d'erreur supposée. Le fonctionnement du filtre de Kalman est brièvement rappelé dans les paragraphes ci dessous.

6.2.1 Filtre de Kalman discret

Les estimations du filtre de Kalman reposent avant tout sur une modélisation de la dynamique du système observé. Cette modélisation doit tenir compte non seulement de la dynamique propre du système, mais également des bruits (bruits ou incertitudes) sur les états et mesures.

Considérons la représentation d'état d'un système linéaire discrétisé :

$$\begin{cases} x_{k+1} = A_d x_k + B_d u_k + v_k; \\ y_k = C_d x_k + D_d u_k + w_k; \end{cases} \quad (6.1)$$

où A , B , C et D représentent respectivement les matrices de transition, de commande de sortie et de lien entre commande et sortie, x est le vecteur d'état, u le vecteur de commande, y le vecteur de sortie, v le vecteur des bruits d'état et w le vecteur des bruits de mesure.

Les étapes du fonctionnement d'un filtre de Kalman sont représentées dans le tableau 6.1.

TAB. 6.1 – Le filtre de Kalman linéaire

Définir le modèle d'état stochastique du système linéaire :
$x_{k+1} = Ax_k + Bu_k + v_k$ $y_k = Cx_k + Du_k + w_k$ Définir $Q = \mathbf{E}\{v_k v_k^T\}$; $R = \mathbf{E}\{w_k w_k^T\}$ Initialisation $\hat{x}_0 = x_0$; $\hat{P}_0 = p_0$;
Pour $k=1,2,\dots$ faire
-Prediction de la variable d'état
$x_k = A\hat{x}_{k-1} + Bu_{k-1}$
-Prediction de la matrice de covariance (erreur d'estimation)
$P_k = A\hat{P}_{k-1}A^T + Q$
-Mise à jour du gain de Kalman
$Kg = P_k C_k^T [C_k P_k C_k + R]^{-1}$
-Estimation de la variable d'état et correction de la prediction
$\hat{x}_k = x_k + Kg[y_k - C_k x_k - D_k u_k]$
-Estimation de l'erreur d'estimation
$\hat{P}_k = (I - KgC_k)P_k$

En premier lieu le modèle du système doit être défini. L'initialisation des matrices de covariance de bruits d'état Q et de mesures R , permet de fixer le niveau supposé de l'incertitude entre le modèle et le système réel. Pour cela on suppose que les bruits et incertitudes obéissent à des lois normales, c'est à dire que les bruits sont supposés être blancs, gaussiens et centrés. On initialise ensuite la matrice de covariance d'erreur P_0 basée sur les erreurs supposées sur chaque états, ainsi que le vecteur d'état initial x_0 .

On procède ensuite à chaque période d'échantillonnage, à une phase de prédiction puis une phase de correction.

La **phase d'estimation** utilise le modèle du système et les états prédits et corrigés au pas d'échantillonnage précédent. Dans cette même phase de prédiction, on estime la matrice de covariance d'erreur en prenant en compte les bruits d'état. En tenant compte du bruit de mesure, on utilise la matrice de covariance d'erreur pour calculer le vecteur gain de correction.

La **phase de correction** peut alors s'effectuer : la prédiction du vecteur d'état est alors corrigée par le biais de l'erreur entre les sorties mesurées et estimées pondérées par le gain de correction. On effectue ensuite une correction de la matrice de covariance d'erreur.

Remarques :

L'expression de gain optimal K_g peut faire l'objet de considérations simples :

- Quand la covariance de l'erreur de mesure R est très faible, cela rend compte d'une grande confiance dans la mesure. Dans ce cas, le gain de Kalman est très fort (proche de 1) et les sorties estimées seront quasi identiques aux mesures, ce qui ne permet pas un filtrage correct et donc pas non plus une observation correcte des états.
- En revanche, quand la covariance de l'erreur estimée Q est très faible, cela rend compte d'une grande confiance dans les estimations et moins dans les mesures, le gain de Kalman devient alors très faible. Cela engendre une dynamique très lente de la convergence des observations.

L'une des difficultés de l'utilisation du filtre de Kalman repose sur la pertinence du choix des valeurs de matrices Q et R qui permettent d'accorder plus ou moins d'importance, respectivement au modèle ou aux mesures.

6.2.2 Filtre de Kalman discret étendu

L'observation des états du système peut être étendue, notamment à l'observation des paramètres $p1 \dots pn$ du système (Equ. 6.2).

$$\begin{cases} x_{k+1} = A_d(p1_k, \dots, pn_k)x_k + B_d(p1_k, \dots, pn_k)u_k + v_k; \\ p1_{k+1} = p1_k + vp1_k; \\ \vdots \\ pn_{k+1} = pn_k + vvpn_k; \\ y_k = C_dx_k + D_du_k + w_k; \end{cases} \quad (6.2)$$

Dans cette configuration, les paramètres observés apparaissent dans le vecteur d'état étendu ce qui engendre au sein des équations du système des produits entre états. L'équation d'état du système étendu aux paramètres s'apparente à celle d'un système non linéaire.

$$\begin{cases} X_{k+1} = f(X_k, u_k) + v_k \\ y_k = g(x_k, u_k) + w_k \end{cases} \quad (6.3)$$

L'utilisation de l'algorithme du filtre de Kalman sur le système étendu, implique la linéarisation des équations d'état autour du point de fonctionnement. Cette linéarisation est réalisée par le calcul des Jacobiennes F et G à chaque pas d'échantillonnage. Le tableau 6.2 présente l'algorithme du filtre de Kalman étendu. On notera qu'à l'étape de prédiction des variables d'état, la linéarisation n'est pas obligatoire.

TAB. 6.2 – Le filtre de Kalman Etendu

Définir le modèle d'état stochastique du système non linéaire :

$$x_{k+1} = f(x_k, u_k) + v_k$$

$$y_k = g(x_k, u_k) + w_k$$

Définir $Q = \mathbf{E}\{v_k v_k^T\}$; $R = \mathbf{E}\{w_k w_k^T\}$

Initialisation $\hat{x}_0 = x_0$; $\hat{P}_0 = p_0$;

Pour $k=1,2,\dots$ faire

-Prediction de la variable d'état

$$x_k = f(\hat{x}_k, u_k)$$

-Linéarisation : calcul des jacobienenes

$$F = \frac{\partial f(x_k, u_k)}{\partial x_k} \big|_{\hat{x}_k}, \quad G = \frac{\partial g(x_k, u_k)}{\partial x_k} \big|_{\hat{x}_k}$$

-Prediction de la matrice de covariance (erreur d'estimation)

$$P_k = F \hat{P}_{k-1} F^T + Q$$

-Mise à jour du gain de Kalman

$$Kg = P_k G_k^T [G_k P_k G_k + R]^{-1};$$

-Estimation de la variable d'état et correction de la prediction

$$\hat{x}_k = x_k + Kg[y_k - g(x_k, u_k)]$$

-Estimation de l'erreur d'estimation

$$\hat{P}_k = (I - KgC_k)P_k$$

6.3 L'héritage des travaux de Luc Loron

6.3.1 Modèle d'ordre 2

Le modèle électrique utilisé pour décrire les machines asynchrones est un modèle classique (Fig. 6.3) dérivé du schéma équivalent de Steinmetz [ALGER, 1951][STEINMETZ, 1897].

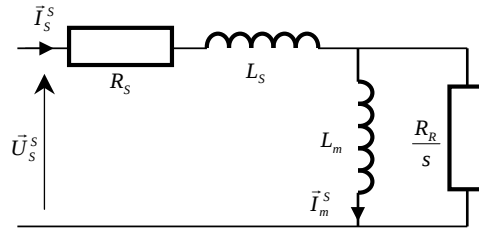


FIG. 6.3 – Schéma électrique équivalent utilisé pour modéliser la machine asynchrone

Il représente les principaux phénomènes au travers de quatre paramètres, les pertes fers ayant été négligées :

- R_s représente la résistance stator
- R_r la résistance rotor
- L_s l'inductance de fuite globale
- L_m l'inductance magnétisante

Les équations d'états usuelles de machine asynchrone utilisées dans des applications d'observateurs, sont quasiment toujours des équations d'ordre quatre, faisant apparaître les courants et flux statoriques. La présence de courants dans le vecteur d'état implique une dynamique importante. Pour éviter les

difficultés liées à l'implantation de tel modèle, une écriture sous forme d'un système d'état du second ordre, dans lequel les courants n'apparaissent plus en terme d'état, a été proposée et validée dans le cadre de travaux sur les observateurs étendus de Luenberger et de Kalman appliqués à l'identification temps réel des paramètres de la machine asynchrone [ZEIN and LORON, 1999][ZEIN et al., 2001].

Ce modèle d'ordre deux s'exprime dans le repère mécanique :

$$\begin{aligned}\dot{x} &= Ax + Bu \\ y &= Cx + Dx + E\dot{u}\end{aligned}\tag{6.4}$$

où $x^T = [\Phi_{r\alpha} \Phi_{r\beta}]$ représente les flux rotoriques, $u^T = [I_{s\alpha} I_{s\beta}]$ les courants statoriques, et $y^T = [U_{s\alpha} U_{s\beta}]$ les tensions statoriques, avec

$$\begin{aligned}A &= -\rho_r I & B &= R_r I & C &= -\rho_r I + \omega_m J \\ D &= (R_s + R_r)I + L_s \omega_m J & E &= L_s I & \rho_r &= \frac{R_r}{L_m} \\ I &= \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} & J &= \begin{pmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix}\end{aligned}$$

Le choix du repère mécanique permet de simplifier les équations d'état et conduit à une diagonalisation de la matrice de transition A , dont la discrétisation est aisée.

La réduction du modèle à l'ordre deux offre un double avantage :

- la réduction du vecteur d'état conduit à la réduction du temps et du volume de calcul.
- la dynamique du modèle, qui est celle des flux, permet d'utiliser de larges périodes d'échantillonnage T_e (jusqu'à 10 ms) sans compromettre ni la stabilité ni la précision [ZEIN et al., 2001].

Le calcul numérique de la dérivée des courants dans l'équation de sortie est la seule difficulté introduite par la modélisation d'ordre deux. Le calcul de cette dérivée peut cependant être obtenu par une différence d'Euler et à condition d'effectuer un filtrage correct de courants au préalable.

La discrétisation des équations d'état d'ordre deux de la machine nous amène à :

$$\begin{aligned}x_{k+1} &= \mathcal{A}_d x_k + \mathcal{B}_d u_k + v_k \\ y_k &= C x_k + D x_k + E(u_k - u_{k-1})/T_e + w_k\end{aligned}\tag{6.5}$$

avec

$$\mathcal{A}_d = e^{AT_e} \text{ and } \mathcal{B}_d = A^{-1}(e^{AT_e} - I)B$$

Afin de prendre en compte les incertitudes du modèle et des mesures, nous rajoutons les termes v_k et w_k correspondant respectivement aux bruits d'état et de mesure.

6.4 Surveillance thermique de la machine asynchrone

6.4.1 Observation de la température

Les possibilités d'extension du modèle d'ordre deux aux paramètres, à la vitesse ou au couple, ont été démontrées au cours de la thèse de Ismael Zein [ZEIN, 2000]. Un filtrage de Kalman étendu à l'observation des paramètres électriques $[R_s, R_r, L_s, L_m]$ a été implanté avec succès sur une carte DSPACE DS1102 et testé sur un banc machine asynchrone.

Un système permettant l'augmentation de la résistance des phases statoriques, réalisé par une simple commutation des résistances sur les phases, a permis de prouver la précision des résultats d'observation, et a permis de montrer la rapidité de convergence des estimations.

Enthousiasmés par ces premiers résultats expérimentaux, nous avons donc essayé d'utiliser un tel observateur pour la détermination de la température par corrélation avec les variations des valeurs de résistances estimées, les résistances des bobinages sont alors utilisées comme des capteurs naturels de température. La figure 6.4 présente schématiquement le principe de l'ajustement des paramètres électriques de la machine par le filtre de Kalman et la déduction de la température à partir des variations des résistances.

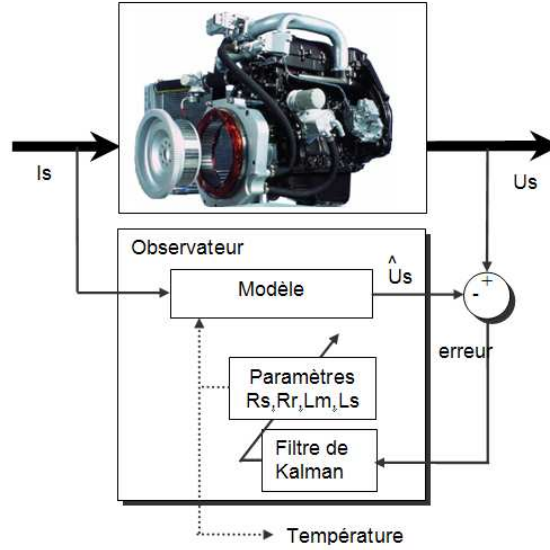


FIG. 6.4 – Structure initiale d'observateur de température

Nous avons donc testé cette idée à la surveillance thermique d'un alerno-démarrreur intégré. Bien que ce genre d'observation ait été préalablement testée sur banc en laboratoire, l'application à l'alternateur ne s'est pas avérée triviale. En raison des conditions de fonctionnement de cette machine, plusieurs problèmes se sont cumulés rendant impossible en première approche, une identification fiable de la température. Ces problèmes et les solutions envisagées sont exposés dans les sections suivantes.

6.4.2 Difficultés rencontrées

Sensibilités non homogènes

Le premier problème rencontré concerne une déficience de sensibilisation de paramètres. Selon la fréquence des signaux, les paramètres n'ont pas la même influence sur l'impédance de la machine. Notamment, l'influence des résistances est grande en basses fréquences alors que celles des inductances est grande aux fréquences élevées.

Considérons la matrice impédance de la machine asynchrone :

$$\begin{aligned} Z(s) &= \frac{U(s)}{I(s)} = C(sI_2 - A)^{-1}B + D + sE \\ &= \begin{pmatrix} Z_{dd} & Z_{dq} \\ -Z_{dq} & Z_{qq} \end{pmatrix} \end{aligned} \quad (6.6)$$

avec

$$\begin{aligned} Z_{dd}(s) &= R_s + \left(L_s + \frac{L_m}{1+T_r s}\right)s \\ Z_{dq}(s) &= -\left(L_s + \frac{L_m}{1+T_r s}\right)\omega_m \end{aligned}$$

Nous pouvons caractériser l'influence de chaque paramètres x_{ai} sur l'impédance, en utilisant leur fonctions de sensibilités normalisés définies par :

$$\begin{aligned} S_{dd,x_{ai}} &= \frac{\partial Z_{dd}}{\partial x_{ai}} \frac{x_{ai}}{Z_{dd}} \\ S_{dq,x_{ai}} &= \frac{\partial Z_{dq}}{\partial x_{ai}} \frac{x_{ai}}{Z_{dq}} \end{aligned} \quad (6.7)$$

La figure 6.5 représente les fonctions de sensibilités des paramètres en fonctions de la fréquence.

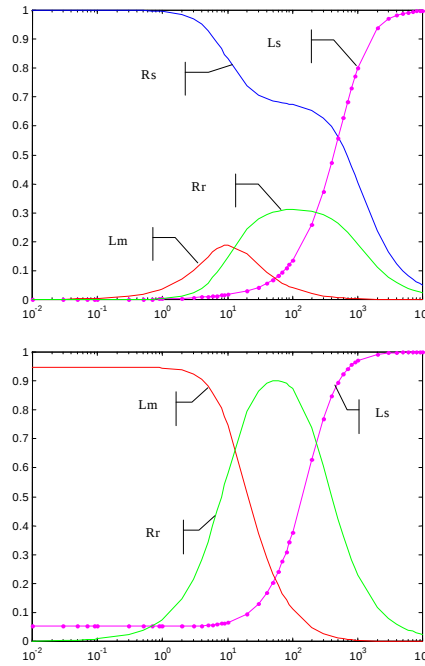


FIG. 6.5 – Sensibilités des paramètres en fonction de la fréquence rotorique (Sdd en haut, Sdq en bas)

Ce graphique montre la non homogénéité des fonctions de sensibilités. Par conséquent, la confiance accordée dans les valeurs identifiées ne peut pas être identique pour chaque paramètres, et quelle dépend des conditions de fonctionnement de la machine. Dans la plupart des travaux sur les observateurs temps réel, la phase d'identification est souvent illustrée lors de transitoires de vitesses. Ces changements de vitesse, voire d'inversion de sens de rotation, ont l'intérêt de générer des balayages en fréquences qui permettent de sensibiliser plusieurs paramètres de manière à peu près similaires.

Dans le cadre d'une application en altemo-démarreur, la machine fonctionne la plupart du temps à vitesse stabilisée. Par conséquent, la fréquence du signal d'alimentation est quasi constante, ce qui ne permet pas de sensibiliser correctement plus de deux paramètres à la fois. La sensibilité des résistances n'étant pas identique à toutes les fréquences, on ne peut donc pas corréler en toute confiance les variations des valeurs de résistances avec les variations de température. Pour contrecarrer ce problème d'observation, on peut envisager le couplage d'un modèle thermique avec les équations du modèle électrique de la machine [FOULON et al., 2007]. La thèse de Emmanuel Foulon a permis de montrer que ce couplage permettrait d'apporter une meilleure robustesse. Néanmoins dans le cadre de notre application, ce couplage impose la prise en compte des échanges thermiques du moteur à combustion interne vers la machine électrique ce qui nécessiterait une modélisation beaucoup trop complexe.

Mesures

Un autre problème rencontré, repose sur la précision des mesures et des faibles valeurs des paramètres. Les valeurs théoriques des résistances stator et rotor sont respectivement de $26m\Omega$ et $9m\Omega$ à $20^\circ C$. De plus, une variation de température de $20^\circ C$ représente une variation de moins de $1m\Omega$. Cette faible valeur relate la difficulté rencontrée pour séparer dans le signal, le bruit de l'information.

Compensation de paramètres

La figure 6.6 représente le tracé théorique de l'inductance de fuite en fonction de l'inductance de magnétisation.

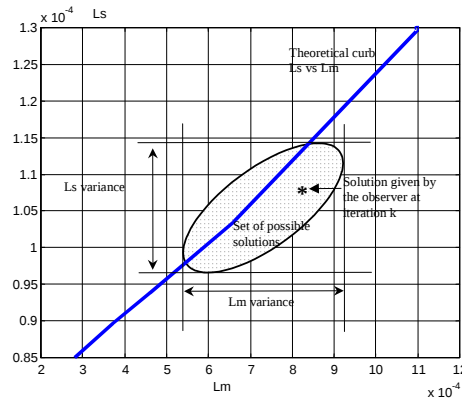


FIG. 6.6 – Ensemble des solutions possibles donné par l'observateur

L'ellipse placée sur la courbe inductance de fuite en fonction de l'inductance magnétisante, représente l'ensemble des solutions possibles donné par le filtre de Kalman. Ce graphe montre que même si les solutions réels appartiennent à l'ensemble des solutions possibles, la solution donnée par l'observateur n'est pas exacte. Par conséquent les erreurs sur les estimations de paramètres produisent, par compensation, des erreurs sur les autres paramètres. Au final, les estimations données par le filtre sont proches des grandeurs réelles, mais ne sont pas suffisamment précises pour pouvoir déduire les variations de température par corrélation avec les variations des résistances estimées.

6.4.3 Renforcement par modèle de connaissance

Afin de résoudre ces problèmes, l'idée est venue de contraindre l'observateur en utilisant un modèle de connaissance *a priori*. L'utilisation d'un modèle de connaissance *a priori* au sein du filtre de Kalman consiste à contraindre ce dernier à utiliser des informations issues d'identification hors ligne [LY, 2003]. Ainsi, on peut forcer les résistances à évoluer en fonction de la température, tandis que les inductances évolueront en fonction de la saturation magnétique.

Afin de contraindre une évolution dans le même sens des résistances stator et rotor, nous fixons comme hypothèse simplificatrice au travers de la loi d'évolution thermique des résistances, que les températures rotor et stator sont identiques. Cette hypothèse a d'ailleurs été admise et validée dans la thèse de Emmanuel Foulon [FOULON, 2005]. Les variations des résistances (Equ. 6.8) sont alors liées à $\Delta\theta$ une variation de la température *moyenne* de la machine par rapport à $20^\circ C$, et fonction des coefficients de dérive thermique ρ et μ respectivement du cuivre pour le stator et de l'aluminium pour la cage rotorique de l'ADI. R_{s0} et R_{r0} représentent les résistances stator et rotor à $20^\circ C$.

$$\begin{aligned} R_s &= R_{s0}(1 + \rho\Delta\Theta) \\ R_r &= R_{r0}(1 + \mu\Delta\Theta) \end{aligned} \quad (6.8)$$

Afin de contraindre une évolution dans le même sens des inductances, nous avons placé dans des tables, l'évolution des inductances de fuite et de magnétisation. L'obtention des valeurs des inductances s'effectuait par indexation des tables en fonction du courant de magnétisation. Ce dernier étant imposé par la commande, il est donc supposé connu. La figure (Fig. 6.7) présente le résultat d'identification de l'inductance de magnétisation L_m et comparé à la caractérisation théorique de cette inductance.

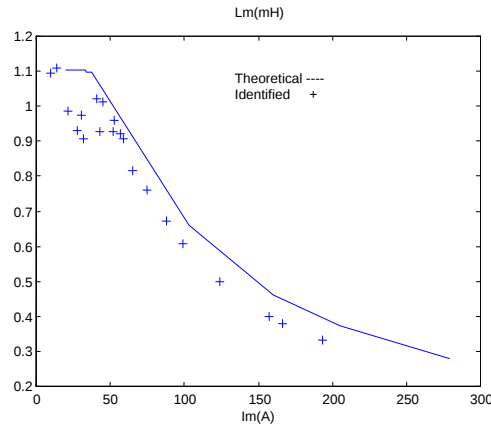


FIG. 6.7 – Inductance magnétisante

La figure (Fig. 6.8) présente le même type de comparaison pour l'inductance de fuite L_s . Les divergences observables au niveau de cette dernière figure corroborent les problèmes d'identification évoqués à la section précédente. Du fait des *mauvais* résultats d'identification de l'inductance de fuite, nous avons utilisé la caractéristique théorique de L_s au sein du modèle *a priori*.

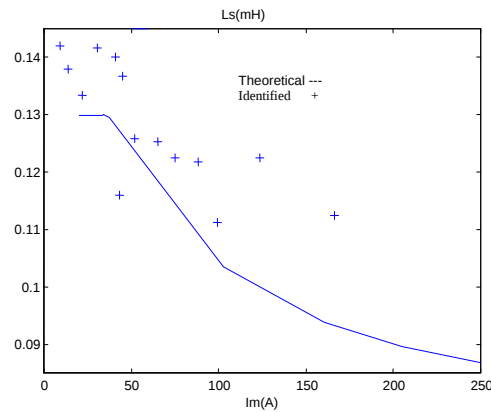


FIG. 6.8 – Inductance de fuite

La figure 6.9 illustre la structure de l'observateur utilisant les modèles de connaissance des évolutions des résistances en fonction de la variation de température, et de l'utilisation des modèles d'inductances indexés en fonction du courant magnétisant.

Avec cette structure, les équations d'état du modèle électrique (Equ. 6.5) doivent être étendues à la variation de température $\Delta\Theta$, le système d'état devient (6.9).

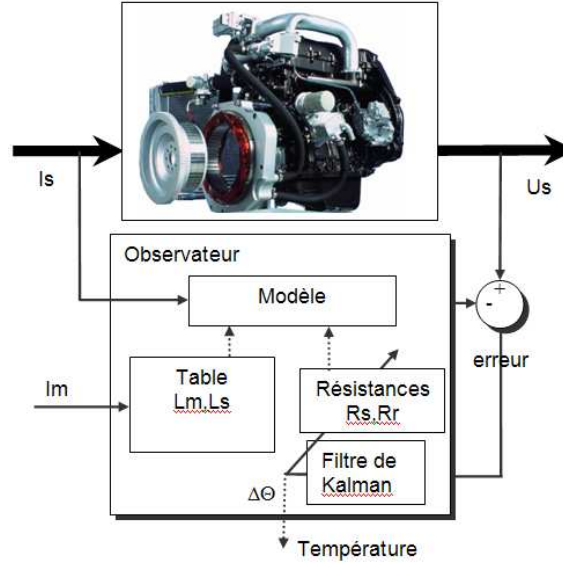


FIG. 6.9 – Seconde structure d'observateur

$$\begin{pmatrix} \Phi_{r,k+1} \\ \Delta\Theta_{k+1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathcal{A}_d \Phi_{r,k} + \mathcal{B}_d I_{s,k} \\ \Delta\Theta_k \end{pmatrix} \quad (6.9)$$

Dans ces équations, les modèles d'évolution des résistances en fonction de la variation de température $\Delta\Theta$ définis dans l'équation (Equ. 6.8), sont incorporés au sein des matrices $\mathcal{A}$ et $\mathcal{B}$. Il en va de même pour l'équation de sortie :

$$\begin{pmatrix} U_{s\alpha\beta,k+1} \\ \Delta\Theta_{k+1} \end{pmatrix} = g(\Phi_{r,k}, \Delta\Theta_k, I_{s,k}) \quad (6.10)$$

Le système d'état ainsi étendu à la variation de température doit être linéarisé, par le biais des jacobienues calculées à chaque itération :

$$F = \begin{pmatrix} \mathcal{A}_d & e^{AT_e} \left(\frac{-R_{r0}}{L_m} \mu T_e \Phi_{r,k} + \mu R_{r0} T_e I_{s,k} \right) \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (6.11)$$

$$G = \begin{pmatrix} C & \frac{-R_{r0}}{L_m} \mu \Phi_{r,k} + (R_{s0} \rho + R_{r0} \mu) I_{s,k} \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (6.12)$$

Ces jacobienues seront utilisées par l'algorithme du filtre de Kalman tel qu'il a été présenté dans la table 6.2.

6.4.4 Initialisation et réglage du filtre

Conditionnement des signaux

Les mesures des courants et tensions statoriques ne peuvent pas être envoyées directement au filtre de Kalman en vue de l'observation de la température : les mesures doivent subir un conditionnement

préalable comme l'indique la figure (Fig. 6.10).

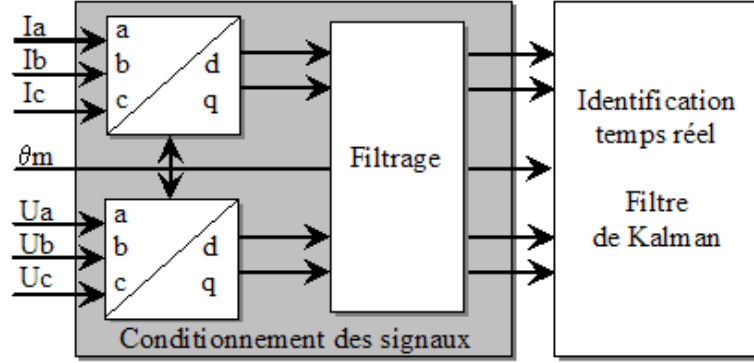


FIG. 6.10 – Conditionnement des signaux avant identification

La première étape de ce conditionnement débute par une transformation de Park de manière à récupérer les composantes directe et quadratique des courants et tensions. Ces composantes sont ensuite envoyées vers un filtrage. Plutôt que d'utiliser un filtre passe bas classique, nous utilisons un premier filtre de Kalman capable d'extraire la majorité du bruit ainsi que les offsets résiduels introduits dans la chaîne de mesures. La figure (Fig. 6.11) illustre l'effet du filtrage sur les composantes dq de la tension statorique. La figure de gauche montre que le filtre de Kalman utilisé pour l'élimination des bruits, n'introduit pas de déphasage par rapport aux grandeurs réels. Le graphe de droite représente ces grandeurs dq dans le plan complexe, cela permet de visualiser l'amplitude des bruits de mesures dus aux résidus de modulation $\Delta V_{max} \approx 10$ Volts ramené après filtrage à $\Delta V_{filtre_{max}} \approx 0.5$ Volts. Il est évident que sans ce filtrage préalable, il est impossible d'extraire l'information du signal permettant d'estimer les variations de résistances et d'en déduire les variations de température.

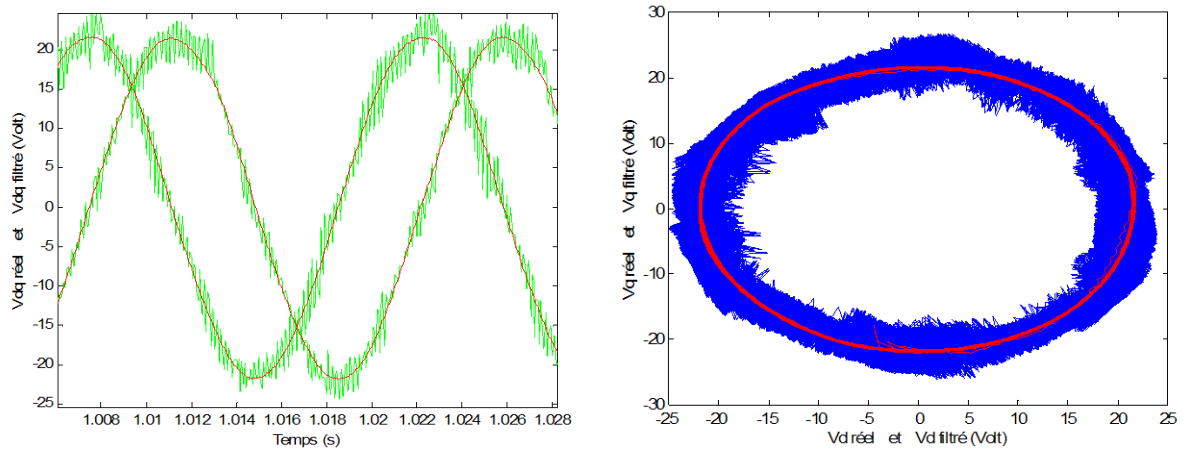


FIG. 6.11 – Filtrage des composantes directe et quadratique du vecteur tension statorique

Réglage du filtre

Les performances et la dynamique du filtre de Kalman sont définies grâce aux matrices de covariances de bruit sur les états et sur les sorties.

La matrice des bruits de mesure R est la plus évidente à régler puisqu'on dispose d'enregistrements de mesures de tensions. A partir du vecteur tension filtrée, on peut tracer l'histogramme des écarts d'amplitude du vecteur tension par rapport au vecteur moyen. La figure (Fig. 6.12) illustre la construction de cet histogramme (figure de droite) à partir du vecteur tension filtrée (figure de gauche).

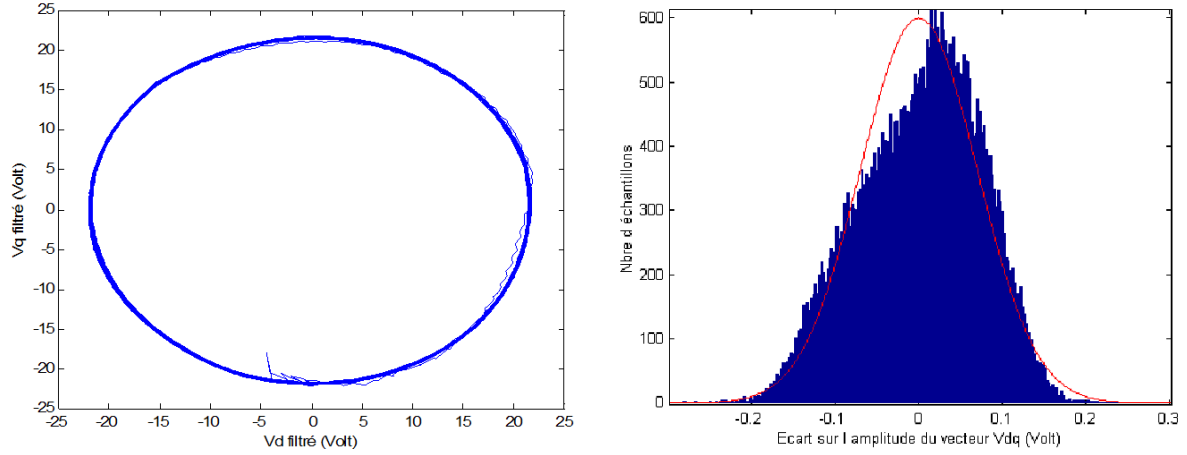


FIG. 6.12 – Histogramme des bruits de mesure obtenu à partir des fluctuations du module du vecteur tension

L'histogramme montre que les écarts d'amplitude du vecteur tension obéissent quasiment à une loi normale dont on peut déterminer l'écart type σ_{Vdq} qu'on utilise pour initialiser la matrice de bruits de mesure R . La dissymétrie observée de l'histogramme provient vraisemblablement d'une ondulation du vecteur tension due à la commande, conséquence de légère fluctuation de vitesse.

$$R = \begin{pmatrix} \sigma_{Vdq}^2 & 0 \\ 0 & \sigma_{Vdq}^2 \end{pmatrix} \frac{1}{Te} \quad (6.13)$$

6.4.5 Initialisation et réglage du filtre

La chronologie des étapes de l'observation de la température se déroule de la manière suivante. La première étape consiste au conditionnement et filtrage des signaux de manière à obtenir des signaux diphasés les plus propres possibles.

Ensuite, avant de procéder à l'observation du filtre, nous commençons par une observation des flux seuls afin d'initialiser l'observateur. A ce stade les matrices de covariances peuvent être initialisées de la manière suivante :

$$P_{a,0} = \begin{pmatrix} \Delta_{\Phi_{r\alpha}}^2 & 0 & 0 \\ 0 & \Delta_{\Phi_{r\beta}}^2 & 0 \\ 0 & 0 & \Delta_{\Theta}^2 \end{pmatrix} \quad (6.14)$$

$$Q_0 = \begin{pmatrix} \Delta_{\Phi_{r\alpha}}^2 & 0 & 0 \\ 0 & \Delta_{\Phi_{r\beta}}^2 & 0 \\ 0 & 0 & \Delta_{\Theta}^2 \end{pmatrix} \frac{Te}{10} \quad (6.15)$$

$$R_0 = \begin{pmatrix} \Delta_{Us\alpha}^2 & 0 \\ 0 & \Delta_{Us\beta}^2 \end{pmatrix} \frac{1}{Te} \quad (6.16)$$

$\Delta_{\Phi r \alpha \beta}^2$ et Δ_{Θ}^2 représentent respectivement les densités spectrales de flux et de température. Ils correspondent aux erreurs supposées sur ces variables. Durant l'initialisation des flux, Δ_{Θ}^2 sont nulles. L'introduction des termes $\frac{1}{T_e}$ and $\frac{T_e}{10}$ viennent de la discretisation [ZEIN, 2000][GREWAL and ANDREWS, 1993].

La troisième étape consiste à l'exécution de l'algorithme du filtre de Kalman. A la première itération, nous fixons Δ_{Θ}^2 à 100^2 puisque nous supposons que les paramètres résistifs sont initialement à 20^0C et que par conséquent, il est possible de commettre une erreur maximale d'environ 100^0C à cette première itération.

Ensuite :

1. nous prédisons le vecteur d'état étendu et le vecteur de sortie
 2. nous calculons les matrices Jacobienne F et G
 3. en utilisant F et G nous estimons les matrices de covariances qui permettent de calculer le gain optimal
 4. nous corrigeons la prediction obtenu à la première étape.
 5. enfin, nous mettons à jour les matrices de covariances, vecteur d'état et valeurs de résistance.
- et nous répétons ces cinq étapes aux itérations suivantes.

6.4.6 Résultats

Les essais expérimentaux ont été réalisés sur un banc d'essais VALEO à Créteil qui dispose d'un banc d'essais accouplé à une enceinte climatique en bout d'arbre (Fig. 6.13).

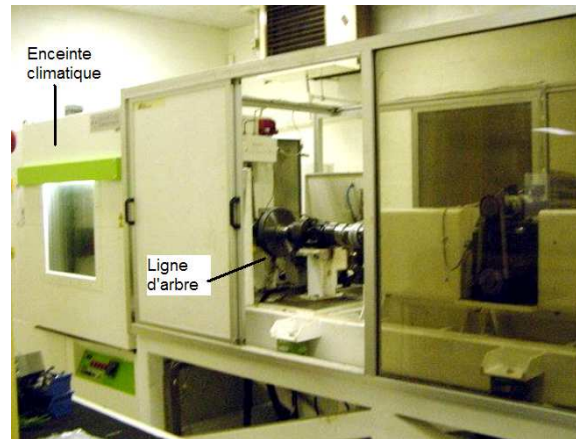


FIG. 6.13 – Banc d'essais VALEO

L'ADI a été placé en bout de ligne d'arbre dans l'enceinte climatique (Fig. 6.14). Des thermocouples ont été placés dans les têtes de bobines statoriques afin de disposer de températures de la machine. A défaut de système à contact glissant ou de système de mesures infrarouge, les températures au rotor n'ont pas pu être relevées.

Afin de valider le fonctionnement de l'observateur, nous avons effectué une série d'essais pour des vitesses comprises entre 800 tr/min et 3000 tr/min, qui correspondent à la plage de fonctionnement la plus utilisée en mode générateur. Pour chaque expérience, nous avons testé différentes conditions de température et de magnétisation. Nous avons placé l'enceinte thermique à différents niveaux de température. A chaque changement de température, une attente de trois quart d'heure était systématiquement respectée afin de s'assurer du retour à l'équilibre thermique de la machine (machine en

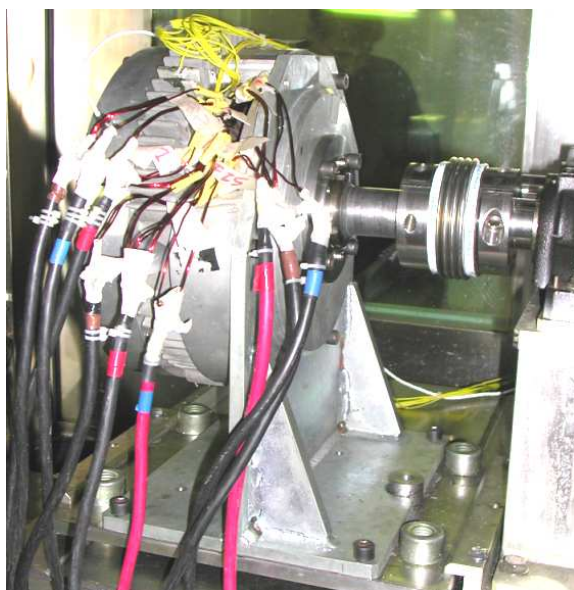


FIG. 6.14 – Montage dans l'enceinte thermique de l'ADI sur l'arbre du banc d'essais

rotation entraînée par le banc). Dès lors, la machine était mise sous tension pour effectuer l'essai demandé, les grandeurs électriques, thermique et mécanique étaient enregistrées sur une période de 3 secondes. Ensuite toutes les données ont été traitées hors ligne sous Matlab.

Les résultats des observations de température sont présentées dans la table (Tab. 6.3) en fonction des vitesses enregistrées. Les résultats de l'observation correspondent à la moyenne des 100 dernières millisecondes des enregistrements.

TAB. 6.3 – Résultats d'observation

Vitesse (RPM)	Température réelle	Température observée	Erreur
850	62	79	17
850	106	101	5
1000	68	69.5	1.5
2000	49	51	2
2000	61	83	22
2000	47	45	2
2000	51	43.5	7.5
2000	44.5	35.5	9
2800	45	20	25

On s'aperçoit que les erreurs d'observation restent dans une étendue de 20°C (sauf pour 2 expériences).

La figure 6.15 illustre un résultat d'observation de température à $850\text{tr}/\text{min}$. La phase d'initialisation se déroule durant les 150 premières millisecondes. Les deux premiers tracés représentent les estimations de résistances en fonction de l'observation de température. Le troisième tracé, se focalise sur la rapide convergence des observations de température. Néanmoins, il montre la difficulté de stabiliser l'estimation de température dans un intervalle de moins de 20°C . Le dernier tracé (Fig. 6.15)

montre la validité du modèle au travers la convergence du vecteur de sortie estimé par rapport au vecteur réel.

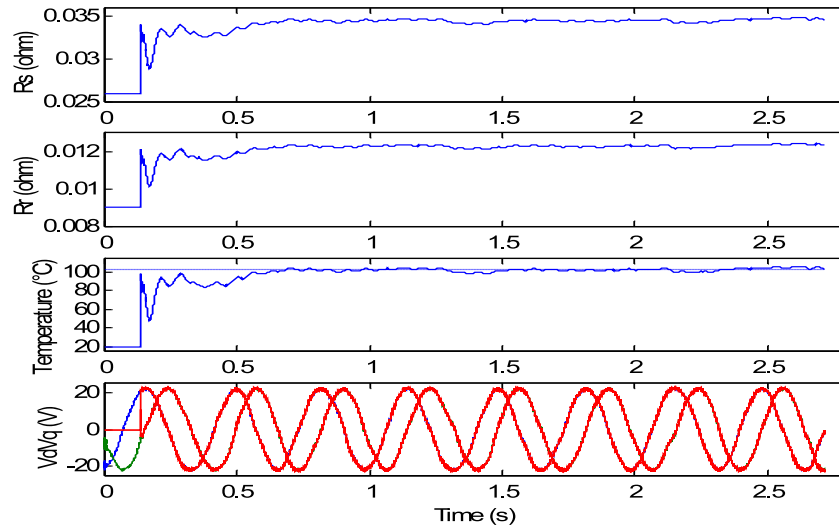


FIG. 6.15 – Résultat d'observation de la température

Le tracé de la figure 6.16 illustre l'erreur d'observation de la température. L'erreur reste dans un intervalle de $20^{\circ}C$. On remarque surtout que l'erreur estimée par le filtre converge de la même manière que l'erreur mesurée, ce qui permet de valider la structure de l'observateur.

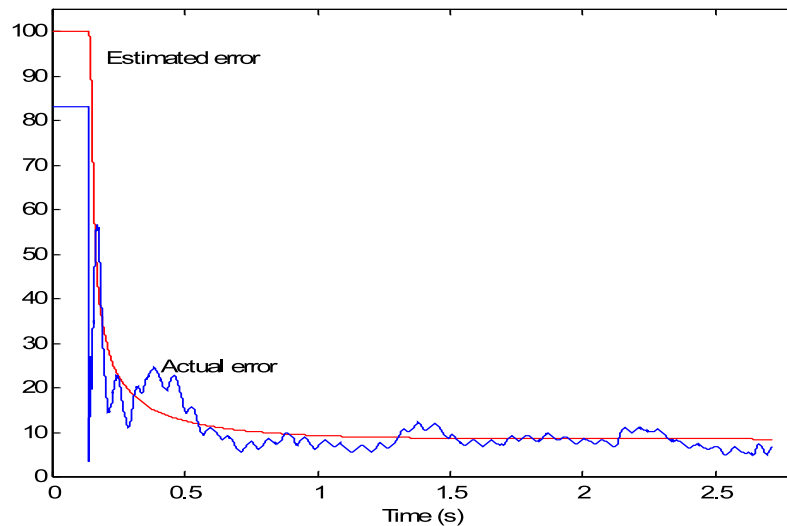


FIG. 6.16 – Comparaison des erreurs prédites et enregistrées

Nous avons testé la robustesse de l'observateur en fonction de biais sur les inductances du modèle, introduits par exemple par une mauvaise estimation du courant de magnétisation I_m ce qui engendre une mauvaise indexation des tables dans lesquelles figurent les caractéristiques des inductances. Nous avons supposé pour chaque expérience, une erreur de +10% et -10% des valeurs d'inductances utilisées

par l'observateur. Les résultats du test de robustesse sont présentés dans la table 6.4. Malgré des biais exercés sur les valeurs d'inductances, les erreurs d'observation restent dans une étendue de $20^{\circ}C$ à l'exception des expériences pour lesquelles nous avons déjà des problèmes.

TAB. 6.4 – Test de robustesse

Vitesse (RPM)	Temperature réelle	Biais +10%	Biais -10%	Erreur Max
850	62	79.5	76	17
850	106	90	107	16
1000	68	60.5	77	9
2000	49	52	45	3.5
2000	61	87	71	26
2000	47	37	51	10
2000	51	34	44	17
2000	44.5	32	45	12.5
2800	45	14	29.5	31

6.4.7 Conclusion

Nous avons montré avec ces travaux l'efficacité du filtre de Kalman dans le cadre d'une identification paramétrique de machine électrique. Appliqué à la surveillance thermique d'un alterno-démarrreur intégré, nous avons pu réussir à estimer une température "moyenne" de la machine avec une marge d'incertitude de $20^{\circ}C$. Cette marge d'erreur correspond à une erreur de l'ordre de $1m\Omega$ sur les résistances des bobinages. Les conditions opératoires de l'alterno démarrreur intégré, ont contraint le renforcement de l'observateur par un modèle *a priori* faute d'un contenu informationnel suffisant présent dans les signaux mesurés. La sensibilisation des paramètres clés aurait pu être améliorée par une méthode d'injection de signal, mais non autorisée dans cette application.

Cette étude montre toute l'importance de la modélisation effectuée hors ligne à partir de mesures expérimentales pour renforcer le niveau de connaissance *a priori* du système, et utilisée en temps réel au sein de l'observateur, et garantir ainsi les performances désirées.

Chapitre 7

Modélisation de batterie

7.1 Problématique et objectifs de l'étude

Connaître et être capable de modéliser le comportement dynamique de batteries est un des points clé pour l'optimisation de la conception et de la commande de systèmes à énergies embarquées. Dans le cadre des activités du laboratoire sur l'alternateur-démarrateur, bon nombre de travaux ont mis en évidence la nécessité de modéliser le réseau de bord. Dans ces travaux, une modélisation classique de la batterie par une simple F.E.M en série avec une résistance interne a bien souvent été jugée suffisante. Cependant, les alternateur-démarrateur ne sont qu'une déclinaison d'architectures de traction hybride électrique, dans lesquelles une motorisation thermique est associée à une motorisation électrique. Dans ce genre d'architecture, la motorisation électrique doit se substituer au mieux à la motorisation thermique afin de réduire de manière significative la consommation de carburant tout en assurant une autonomie de la recharge des accumulateurs [GUTMANN, 1999][MILLER, 2004]. Ce dernier point donne donc toute son importance à une nécessité de modélisation fine du comportement dynamique de l'accumulateur non seulement pour le dimensionnement de la chaîne hybride mais également pour la surveillance en temps réel de son état de charge et de santé.

Le choix de la technologie NiMH a été retenu pour notre première étude (DIVA 2000-2004) pour des raisons de maturité industrielle et de disponibilité commerciale. Fort de notre première expérience nous nous attachons désormais également à la technologie Li-ion (Diva 2006-2009 et PREDIT SIM-STOCK), plus intéressante que le NiMH en terme d'énergie massique, mais en revanche plus délicate à utiliser car elle nécessite une gestion précise de la température et de la charge afin de se prémunir des risques d'explosion. Les systèmes de gestion d'état de charge et de santé prennent alors toute leur importance, et par conséquence impliquent une recherche dans l'élaboration de modèles de comportement dynamique de batteries.

Ces modèles doivent :

- être précis
- rendre compte des phénomènes électrochimiques et thermiques
- être suffisamment simples pour réduire les calculs numériques et être implantables sur calculateur temps réel pour des applications embarqués
- tenir compte du vieillissement.

Ce chapitre retrace de manière chronologique la démarche adoptée. Un inventaire des phénomènes électrochimiques statiques et dynamiques est établi, et une représentation par schéma électrique équivalent est proposée. La mise en évidence de la difficulté de modélisation du phénomène de diffusion

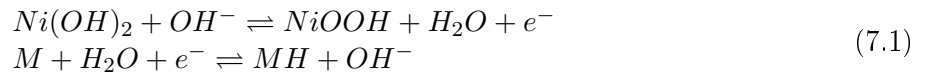
électrochimique, nous a amené à déterminer une structure mathématique en dérivées non entières. Afin de rendre possible la discrétisation au travers d'une équation récurrente finie, indispensable pour l'implantation sur ordinateur temps réel embarqué, nous avons ensuite adopté une représentation par réalisations diffusives. Afin de rendre compte plus aisément des transferts énergétiques au sein de l'accumulateur, nous avons représenté notre modèle sous forme de schéma électrique équivalent. A partir de ce modèle électrique équivalent la réalisation d'un observateur d'état de charge a été rendu possible. Les efforts portés sur la modélisation ont permis d'obtenir des résultats très satisfaisants. La prise en compte de la température devenant indispensable pour garantir la précision, le couplage du modèle électrochimique avec un modèle thermique a été envisagé. La fin de chapitre est consacré à l'utilisation de nos modèles dans le cadre de système de gestion de batterie (BMS : Battery Management System). Ces travaux sont toujours en cours de réalisation, les résultats présentés sont ceux établis au moment de la rédaction de ce rapport. Des travaux concernant la prise en compte du vieillissement ont d'ores et déjà commencé, mais pour des raisons de confidentialité, ils ne figureront pas dans ce mémoire.

7.2 Description des phénomènes électrochimiques

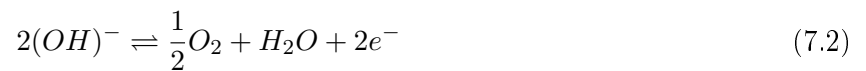
Les réactions chimiques présentées sont celles de réactions au sein d'un accumulateur NiMH.

7.2.1 Réactions primaires

Au cours des charges et décharges, des électrons sont échangés au travers des réactions d'oxydo-réduction par le biais des espèces électroactives K^+ et OH^- présentes dans l'électrolyte. Les réactions chimiques correspondantes dans le cadre d'accumulateur NiMH sont présentées ci-dessous :



Ces réactions sont appelées réactions primaires puisqu'elles se produisent dans le cadre de fonctionnement nominal. Lorsque la cellule est amenée à fonctionner au-delà d'un état de charge de 100% (surcharge) ou en dessous de 0% (surdécharge) des réactions secondaires se mettent en place dont une conséquence directe est la production de gaz comme l'atteste l'équation ci dessous.



Dans le cadre des applications pour les chaînes de traction hybrides électrique, les batteries ne sont, en principe, jamais surchargées ni surdéchargées. Cela suppose dans le cadre de ces applications, que l'état de charge soit parfaitement connu et que sa détermination soit garantie de manière absolue.

7.2.2 Phénomènes statiques

On définit à partir de l'état thermodynamique de la matière, les potentiels chimique et électrochimique que nous associons ensuite au potentiel électrique.

7.2.3 Les phénomènes statiques

Potentiel chimique et électrochimique

Le potentiel chimique d'une espèce i est défini par :

$$\mu_i = \mu_i^o + RT \ln a_i \quad (7.3)$$

avec :

μ_i^o le potentiel chimique propre du constituant i dans l'état standard et a_i l'activité de l'espèce i .

R la constante de Boltzmann $R = 8.314 J/mol.K$.

T la température.

Afin de tenir compte de l'effet du gradient de champ électrique sur les espèces chargées présentes en solution, Butler et Guggenheim ont introduit la notion de potentiel électrochimique [BARD, 2000]. Celui-ci est défini par :

$$\bar{\mu}_i = \mu_i + z_i F \phi \quad (7.4)$$

avec :

$\bar{\mu}_i$ le potentiel électrochimique de l'espèce chargée i .

z_i le nombre de charge de l'espèce i .

F la constante de Faraday $F = 96500 C$.

ϕ le potentiel électrostatique.

μ_i le potentiel chimique défini par la relation (7.3).

Relation de Nernst

La relation de Nernst est l'équation permettant de relier le potentiel réversible d'une électrode à la variation d'enthalpie libre de la réaction d'oxydo-réduction considérée. Dans le cas de la réaction 7.7 cette équation est donnée par 7.5.

$$\Delta G = -nFE \quad (7.5)$$

La variation d'enthalpie libre ΔG est également fonction des potentiels chimiques et électrochimiques des espèces présentes dans la réaction considérée. L'expression correspondante est donnée par 7.6.

$$\Delta G = \sum \nu_i \mu_i \quad (7.6)$$

ν_i représente les coefficients stoechiométriques des réactifs et des produits. Par convention les coefficients des produits sont positifs et ceux des réactifs sont négatifs. μ_i représente le potentiel chimique de l'espèce i .

Compte tenu des relations 7.5 et 7.6, nous constatons que le potentiel d'électrode E est directement lié aux potentiels chimiques ou électrochimiques. De ce fait nous le considérerons également en tant que phénomène statique.

Potentiel électrique d'électrode

Lorsqu'une électrode est le siège d'une réaction d'oxydo-réduction (équation 7.7), son potentiel est défini par l'équation 7.8 .



$$E = E^o + \frac{RT}{nF} \ln \frac{a_{Ox}}{a_R} \quad (7.8)$$

avec E^o le potentiel standard de l'électrode, a_{Ox} l'activité de l'espèce oxydante et a_R l'activité de l'espèce réductrice.

Résistance interne

La résistance interne R_Ω d'un accumulateur résulte de la somme de deux termes distincts. D'une part les diverses résistances de connectique R_c , d'autre part la résistance R_e de l'électrolyte que nous détaillons ci-après.

La circulation du courant au coeur de la solution est essentiellement due à la migration des ions. Afin de caractériser le déplacement de ces espèces, nous définissons la conductivité K d'une électrolyte,

$$K = F \sum_i |z_i| u_i C_i \quad (7.9)$$

avec C_i la concentration de l'espèce considérée i , u_i la mobilité d'une espèce ionique i , z_i la charge de l'espèce i .

A partir de la conductivité nous introduisons la résistance R_e de l'électrolyte, contenu entre 2 électrodes de surface A et distantes d'une épaisseur l .

$$R_e = \frac{l}{KA} \quad (7.10)$$

Au final, on considère la résistance interne de l'accumulateur R_Ω telle que :

$$R_\Omega = R_c + R_e \quad (7.11)$$

7.2.4 Phénomènes dynamiques

Le transfert de charge

Dans le cas très général de la réaction d'oxydoréduction 7.7, la théorie de la cinétique chimique nous permet de relier le courant circulant à travers l'électrode considérée à l'ensemble des phénomènes dynamiques présents (transfert de charge et transfert de masse). L'expression correspondante est celle de l'équation 7.12 [LANDOLT, 1993].

$$I = \underbrace{I^o \frac{C_{R,s}}{\bar{C}_R} \exp \frac{\alpha_a n F (E - E_{eq})}{RT}}_{I_{Ox}} - \underbrace{I^o \frac{C_{Ox,s}}{\bar{C}_{Ox}} \exp \frac{-(1 - \alpha_a) n F (E - E_{eq})}{RT}}_{I_{Red}} \quad (7.12)$$

L'équation 7.12 traduit l'interaction existante entre les réactions d'oxydation et de réduction de la réaction réversible 7.7. Ainsi, le courant circulant à travers l'électrode résulte de la compétition de deux courants différents : un courant anodique I_{Ox} résultant de la réaction d'oxydation, et un courant cathodique I_{Red} provenant de la réaction de réduction.

avec :

$C_{R,s}$ la concentration des réducteurs à la surface de l'électrode.

$\bar{C}_R$ la concentration des réducteurs au coeur de la solution.

$C_{Ox,s}$ la concentration des oxydants à la surface de l'électrode considérée.

$\bar{C}_{Ox}$ la concentration des oxydants au coeur de la solution.

Lorsque la réaction 7.7 n'est soumise qu'aux phénomènes de transfert de charge, (nous négligeons les phénomènes de transfert de masse), les concentrations des réactifs et des produits sont uniformes dans l'électrolyte. En conséquence :

$$\frac{C_{R,s}}{\bar{C}_R} = 1$$

et

$$\frac{C_{Ox,s}}{\bar{C}_{Ox}} = 1$$

En reportant ces relations dans l'équation 7.12, en posant $f = \frac{F}{RT}$ et $\eta_{tc} = E - E_{eq}$ nous obtenons l'équation de Butler-Volmer régissant le transfert de charge.

$$I = I^o \left[\exp^{\alpha_a n f \eta_{tc}} - \exp^{-(1-\alpha_a) n f \eta_{tc}} \right] \quad (7.13)$$

Le courant d'échange I^o de la réaction 7.7 est donné par :

$$I^o = nFAk^o \bar{C}_{Ox}^{\alpha_a} \bar{C}_R^{(1-\alpha_a)} = nFAk^o \bar{C}_{Ox}^{(1-\alpha_c)} \bar{C}_R^{\alpha_c} \quad (7.14)$$

avec α_a le coefficient de transfert de charge relatif à la réaction anodique, α_c le coefficient de transfert de charge relatif à la réaction cathodique, η_{tc} le surpotentiel de l'électrode dû au transfert de charge, A la surface de l'électrode où se déroule la réaction d'oxydoréduction 7.7, F la constante de Faraday et k^o le taux standard de la réaction 7.7.

Remarque : k^o caractérise le temps mis par une réaction d'oxydo-réduction pour atteindre l'équilibre. Une constante k^o élevée correspond à un équilibre rapidement atteint, à contrario une constante k^o faible correspond à un équilibre lentement atteint.

La capacité de double couche

Lorsqu'un métal est en contact avec une électrolyte, on observe une séparation des charges. Cette séparation dépend de nombreux facteurs tels que les propriétés électrochimiques du solide, l'adsorption des molécules d'eau ou des cations hydratés. On appelle double couche électrique, ou simplement double couche, la zone d'interface correspondant à cette séparation de charge. La neutralité électrique de cette zone exige qu'en valeur absolue la charge du métal par unité de surface q_m soit égale à celle de l'électrolyte adjacent q_s . Nous avons donc :

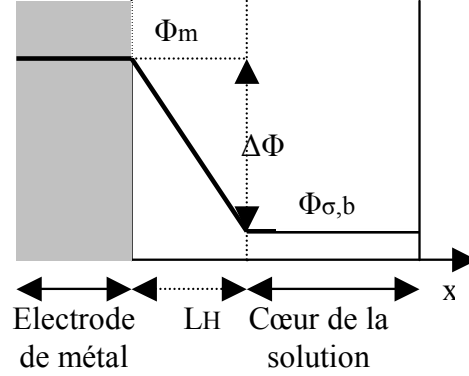
$$q_m + q_s = 0$$

Différents modèles ont été développés pour décrire les propriétés électriques de la double couche. L'un des plus simples est le modèle de Helmholtz qui associe la capacité de double couche à un condensateur plan. Ce modèle suppose que les charges positives et négatives sont situées dans deux plans séparés par une distance L_H cf figure 7.1. Pour ce modèle particulier, la valeur de la capacité est donnée par l'expression 7.15.

$$C_H = \frac{dq}{d\Delta\Phi} = \frac{\epsilon\epsilon_o}{L_H} \quad (7.15)$$

avec :

ϵ la constante diélectrique de l'eau adsorbée.

FIG. 7.1 – *Modèle de Helmholtz de la double couche.*

ϵ_o la permittivité du vide.

L_H la distance séparant les charges positives des charges négatives.

$q = q_m$ la densité de charge.

$\Delta\Phi$ la différence de potentiel entre le métal et l'électrolyte.

La représentation de Helmholtz n'est pas unique, des modèles plus complexes existent tels que ceux de Gouy-Chapman ou de Stern [LANDOLT, 1993]. Cependant, quel que soit le modèle utilisé, la double couche est assimilée à un condensateur. La difficulté de cette représentation réside uniquement dans l'identification de la capacité équivalente.

Le transfert de masse

C'est le transfert de la matière du coeur de l'électrolyte à la surface de l'électrode et vice-versa. Trois processus distincts sont à l'origine de ce phénomène :

- Le transport par diffusion.

Il concerne le déplacement d'une espèce i sous l'effet d'un gradient de potentiel chimique. En d'autres termes une variation de concentration d'une espèce i se traduit par un flux dont l'expression est donnée par la 1ère loi de Fick 7.16 :

$$J_d^i(x, t) = -D^i \frac{\partial C_i(x, t)}{\partial x} \quad (7.16)$$

D^i est le coefficient de diffusion de l'espèce i à l'électrode considérée en $m^2 s^{-1}$, $C_i(x, t)$ est la concentration de l'espèce en $mol.m^{-3}$.

- Le transport par migration

Le déplacement d'une espèce chargée n'est pas uniquement due aux variations de concentrations ou à l'activité de cette espèce. Le champ électrique contribue également au déplacement des espèces chargées (ie : les ions). Le flux résultant est donné par l'expression 7.17.

$$J_M^i(x, t) = -\frac{z_i F}{RT} D^i C_i(x, t) \frac{\partial \phi(x)}{\partial x} \quad (7.17)$$

avec :

z_i la charge de l'espèce i .

$\phi(x)$ le potentiel électrostatique au point x .

- Le transport par convection

Pour être complet au niveau du recensement des phénomènes dynamiques, nous devons également tenir compte des phénomènes de transport par convection. Ce type de phénomène concerne le déplacement de matière sous l'effet d'un gradient de température de pression ou d'agitation mécanique. L'expression du flux pour ce mouvement est donnée par l'équation 7.18 :

$$J_c^i(x, t) = C_i(x, t)v(x) \quad (7.18)$$

avec $v(x)$ la vitesse du fluide en mouvement en ms^{-1} .

Lorsque les trois modes de transport contribuent au déplacement d'une même espèce i nous obtenons l'équation de Nernst-Planck 7.19 :

$$J^i(x, t) = J_d^i(x, t) + J_M^i(x, t) + J_c^i(x, t) \quad (7.19)$$

$$J^i(x, t) = -D^i \frac{\partial C_i(x, t)}{\partial x} - \frac{z_i F}{RT} D^i C_i(x, t) \frac{\partial \phi(x)}{\partial x} + C_i(x, t)v(x) \quad (7.20)$$

7.3 Première structure de schéma équivalent à constantes localisées

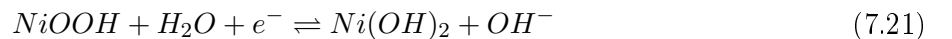
Nous avons au cours du paragraphe précédent, recensé les principaux phénomènes électrochimiques présents au coeur d'un accumulateur. En raisonnant sur la variation d'enthalpie libre des réactions d'oxydo-réduction se produisant aux électrodes, nous allons mettre en évidence la contribution de ces phénomènes au potentiel de la cellule, puis justifier une première structure à constantes localisées pour une cellule SAFT NiMH 1.2V 13.5Ah, utilisée dans le premier projet DIVA. Cette méthodologie peut être utilisée pour d'autres types de technologies de batterie. Cette première structure a été établie en posant les hypothèses suivantes :

1. Nous considérons un domaine de fonctionnement nominal pour l'accumulateur, de fait les réactions secondaires de surcharge ou de surdécharge ne sont pas prises en compte.
2. Les paramètres de la structure électrique équivalente ne dépendent pas de la température, ils ne sont fonction que de l'état de charge de l'accumulateur.
3. L'accumulateur NiMH est considéré comme linéaire, c'est-à-dire que les paramètres du circuit électrique équivalent sont indépendants du signe et de l'amplitude du courant traversant la cellule.
4. Les phénomènes de migration et de convection sont négligés. Nous considérons que les phénomènes de transfert de masse sont uniquement dus à la diffusion.

7.3.1 Justification de la structure

Calcul de la variation d'enthalpie libre à l'électrode de Nickel

La réaction d'oxydoréduction complète à l'électrode positive est :



En appliquant la définition 7.6, nous calculons la variation d'enthalpie libre de la réaction 7.21. Cette expression est donnée par l'équation 7.22.

$$\Delta G_{Ni} = \mu_{Ni(OH)_2} + \bar{\mu}_{OH^-} - \mu_{H_2O} - \mu_{NiOOH} - \bar{\mu}_{e^-} \quad (7.22)$$

Nous développons l'expression 7.22 en utilisant les définitions des potentiels chimiques 7.3, électrochimiques 7.4, et celle de la variation d'enthalpie libre standard donnée par 7.23. Ainsi nous obtenons l'expression 7.24.

$$\Delta G_{Ni}^o = \mu_{H_2O}^o + \mu_{NiOOH}^o + \mu_{e^-}^o - \mu_{Ni(OH)_2}^o - \mu_{OH^-}^o \quad (7.23)$$

$$\Delta G_{Ni} = - \left[\Delta G_{Ni}^o + RT \ln \left(\frac{\frac{a_{NiOOH}^s}{a_{NiOOH}^{ref}} \frac{a_{H_2O}^s}{a_{H_2O}^{ref}}}{\frac{a_{Ni(OH)_2}^s}{a_{Ni(OH)_2}^{ref}} \frac{a_{OH^-}^s}{a_{OH^-}^{ref}}} \right) \right] + z_{Ni} F (\phi_{Ni}^s - \phi^l) \quad (7.24)$$

En prenant les activités de référence a_i^{ref} égales à 1, et en introduisant les activités au coeur de l'électrolyte $\bar{a}_i$ des différentes espèces i en solution, nous pouvons simplifier l'expression (7.24), il vient alors :

$$\Delta G_{Ni} = - [\Delta G_{Ni}^o + RT \ln \left(\frac{\frac{a_{NiOOH}^s}{\bar{a}_{NiOOH}} \frac{a_{H_2O}^s}{\bar{a}_{H_2O}}}{\frac{a_{Ni(OH)_2}^s}{\bar{a}_{Ni(OH)_2}} \frac{a_{OH^-}^s}{\bar{a}_{OH^-}}} \right)] + z_{Ni} F (\phi_{Ni}^s - \phi^l) \quad (7.25)$$

Nous voulons faire apparaître à partir de 7.24 les contributions en tension des phénomènes dynamiques et statiques agissant au niveau de l'électrode de Nickel. Nous devons donc passer du domaine chimique au domaine électrique. La correspondance entre les deux domaines, décrit dans les travaux de Notten [NOTTEN, 2000], est assurée par un coefficient multiplicateur en $\frac{1}{z_{Ni}F}$. En multipliant (7.25) par $\frac{1}{z_{Ni}F}$ nous faisons apparaître le surpotentiel η_{Ni} tel que :

$$\eta_{Ni} = E_{Ni} - E_{Nieq} \quad (7.26)$$

$$\underbrace{\frac{\Delta G_{Ni}}{z_{Ni}F}}_{\eta_{Ni}^{tc}} + \underbrace{\frac{RT}{z_{Ni}F} \ln \left(\frac{\frac{a_{NiOOH}^s}{\bar{a}_{NiOOH}} \frac{a_{H_2O}^s}{\bar{a}_{H_2O}}}{\frac{a_{Ni(OH)_2}^s}{\bar{a}_{Ni(OH)_2}} \frac{a_{OH^-}^s}{\bar{a}_{OH^-}}} \right)}_{\eta_{Ni}^{diff}} = - \underbrace{\left(\frac{\Delta G_{Ni}^o}{z_{Ni}F} + \frac{RT}{z_{Ni}F} \ln \left(\frac{\bar{a}_{NiOOH}}{\bar{a}_{Ni(OH)_2}} \frac{\bar{a}_{H_2O}}{\bar{a}_{OH^-}} \right) \right)}_{-E_{Nieq}} + \underbrace{\phi_{Ni}^s - \phi^l}_{E_{Ni}} \quad (7.27)$$

Le surpotentiel η_{Ni} se décompose en deux termes qui sont : le surpotentiel de transfert de charge η_{Ni}^{tc} défini par l'équation de Butler-Volmer cf (7.13) et le surpotentiel de concentration η_{Ni}^{diff} appelé aussi surpotentiel de diffusion. L'équation 7.27 peut se réécrire plus simplement :

$$\eta_{Ni} = \eta_{Ni}^{tc} + \eta_{Ni}^{diff} = E_{Ni} - E_{Nieq} \quad (7.28)$$

soit

$$E_{Ni} = \eta_{Ni}^{tc} + \eta_{Ni}^{diff} + E_{Nieq} \quad (7.29)$$

L'équation 7.29 est explicite, le potentiel à l'électrode de Nickel résulte de trois termes distincts :

- Le potentiel d'équilibre de l'électrode de Nickel E_{Nieq} qui est une valeur tabulée fonction de l'état de charge.
- Le surpotentiel dû à la réaction de transfert de charge η_{Ni}^{tc} .
- Le surpotentiel η_{Ni}^{diff} dû aux variations de concentration des différentes espèces mises en jeu dans la réaction 7.21.

A chacun de ces éléments correspond un équivalent électrique donné que nous présentons dans les paragraphes suivants.

Equivalent électrique du potentiel d'équilibre de l'électrode de Nickel

Le potentiel d'équilibre de l'électrode de Nickel est représenté par une source de tension cf figure 7.2.

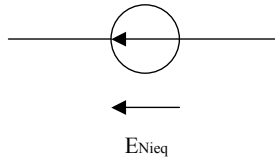


FIG. 7.2 – Représentation du potentiel d'équilibre de l'électrode de Nickel.

Equivalent électrique du transfert de charge à l'électrode de Nickel

Le surpotentiel de transfert de charge à l'électrode de Nickel η_{Ni}^{tc} est donné par l'équation de Butler-Volmer 7.13. Dans le cas de l'électrode de Nickel ce surpotentiel est lié au courant la traversant par l'équation 7.30.

$$I_{Ni} = I_{Ni}^o \left(\exp \frac{\alpha_{a_{Ni}} n_{Ni} F \eta_{Ni}^{tc}}{RT} - \exp \frac{-(1 - \alpha_{a_{Ni}}) n_{Ni} F \eta_{Ni}^{tc}}{RT} \right) \quad (7.30)$$

Avec le courant d'échange I_{Ni}^o donné par :

$$I_{Ni}^o = n_{Ni} F A_{Ni} k_{Ni}^o \bar{a}_{NiOOH}^{\alpha_{a_{Ni}}} \bar{a}_{H_2O}^{\alpha_{a_{Ni}}} \bar{a}_{Ni(OH)_2}^{(1-\alpha_{a_{Ni}})} \bar{a}_{OH^-}^{(1-\alpha_{a_{Ni}})} \quad (7.31)$$

Étant donné la présence d'exponentielles dans cette expression, nous modéliserons cette source de tension par deux diodes montées en anti-parallèle (Fig. 7.3).

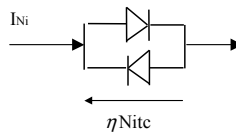


FIG. 7.3 – Représentation du transfert de charge à l'électrode de Nickel par deux diodes montées en anti-parallèle.

Equivalent électrique de la diffusion à l'électrode de Nickel

Lorsque l'électrode s'écarte de son potentiel d'équilibre, la diffusion devient prépondérante par rapport au transfert de charge jusqu'à contrôler entièrement la réaction d'oxydo-réduction. Un surpotentiel de diffusion se crée. Ce dernier peut être déterminé par différentes méthodes :

- 1ère Méthode : Résolution mathématique.

La résolution des équations de Fick, pour chaque espèce permet de déterminer le surpotentiel de diffusion η_{Ni}^{diff} connaissant le courant traversant la cellule. La résolution de ces équations nécessite la connaissance de nombreux paramètres expérimentaux [VIITANEN, 1993] de type pression, température, géométrie de la cellule. De fait cette méthode est inadaptée à des non spécialistes du domaine.

- 2ème méthode : Modélisation de la diffusion par un réseau infini de cellules RC en Gamma. Cette technique consiste à assimiler les équations de diffusion et les conditions aux limites propres à chaque espèce à un réseau électrique équivalent. La réponse du réseau à une stimulation en courant est ensuite calculée par un logiciel de type PSPICE, [HORNO and HERNANDEZ, 1993] [MOYA and HORNO, 1995a] [MOYA and HORNO, 1995b] [MOYA et al., 1996] [MOYA et al., 2000]. Ici encore la connaissance des paramètres expérimentaux du système est nécessaire.
- 3ème méthode : Modélisation de la diffusion par une cellule unique RC. Notre approche consiste à n'utiliser qu'une seule cellule RC dont les paramètres R et C sont considérés variables. Les constantes localisées R_{Ni}^{diff} et C_{Ni}^{diff} représenteront les phénomènes de diffusion à l'électrode de Nickel (cf figure 7.4).

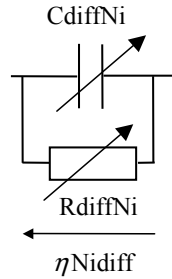


FIG. 7.4 – Représentation de la diffusion à l'électrode de Nickel par une unique cellule RC.

Pour être complet, le modèle doit également tenir compte de la capacité de double couche C_{Ni}^{dl} , et des résistances de connectique et de l'électrolyte. Nous obtenons finalement la représentation électrique suivante de l'électrode de Nickel cf (figure 7.5) :

Calcul de la variation d'enthalpie libre à l'électrode de métal

La méthode de calcul est la même que précédemment, nous calculons la variation d'enthalpie libre de l'électrode de métal, et faisons apparaître la contribution des phénomènes statiques et dynamiques au potentiel de l'électrode. La réaction d'oxydo-réduction ainsi que les calculs justifiant la structure équivalente de l'électrode négative de métal sont disponibles dans la thèse de Emmanuel Kuhn [KUHN, 2004].

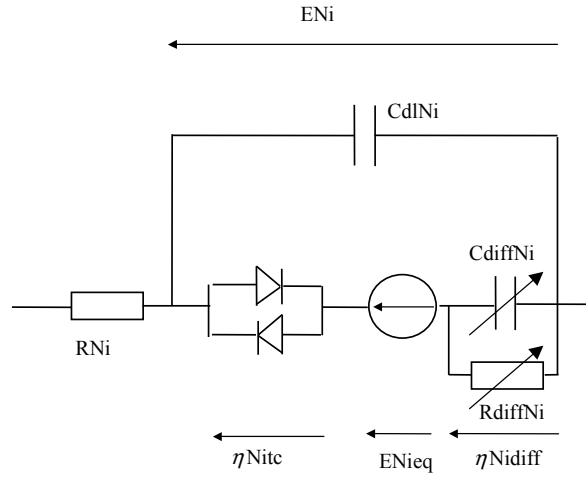


FIG. 7.5 – Représentation électrique équivalente de l'électrode de Nickel.

7.3.2 Problèmes d'identification liés à la complexité de la structure

Le schéma électrique équivalent de la cellule NiMH 1.2V 13.5Ah est obtenu par mise en série des électrodes de Nickel et de métal. Le lien entre ces deux électrodes est assuré par la résistance de l'électrolyte R_e . Nous obtenons ainsi la structure de la figure 7.6. Comme nous pouvons le constater, le

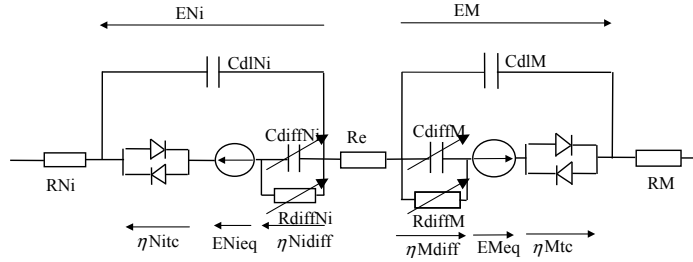


FIG. 7.6 – Schéma électrique équivalent à deux cellules.

nombre de paramètres à identifier est conséquent. De plus l'identification de ces derniers est complexe et fait appel à des mesures expérimentales dites "à trois électrodes", en introduisant une électrode de référence au sein de l'électrolyte. Ne disposant pas de cette technologie, et afin de réduire le nombre de paramètres à identifier nous avons fait évoluer la première structure présentée vers une deuxième plus simple que nous justifions dans le paragraphe suivant.

7.4 Deuxième structure : Modèle en dérivées non entières

7.4.1 Circuit électrique considéré pour une cellule NiMH 1.2V 13.5Ah

Analysons d'un point de vue global les mécanismes réactionnels contribuant au potentiel de l'accumulateur NiMH.

- Les potentiels d'équilibre de chacune des électrodes peuvent être sommés en un seul et même terme que nous noterons E_{eq}
- Les résistances de connectique des deux électrodes ainsi que celle de l'électrolyte peuvent être regroupées en une seule et même résistance que nous appellerons "résistance interne de l'accumulateur" et notée R_{Ω}
- Les mécanismes réactionnels de transfert de charge, de diffusion et le phénomène dynamique de double couche sont modélisés par la mise en parallèle de deux branches : la première contenant la capacité de double couche C_{dl} et la deuxième contenant l'impédance faradique Z_f .

Le circuit électrique considéré est celui de la figure 7.7.

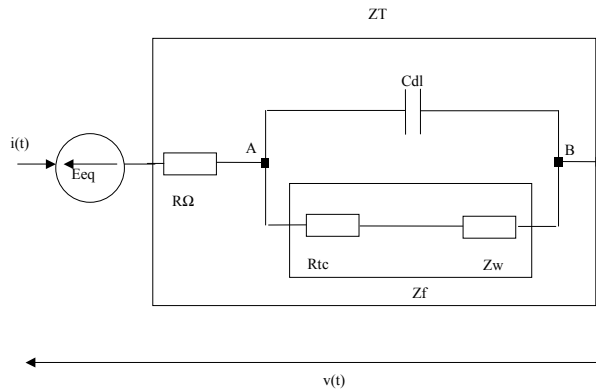
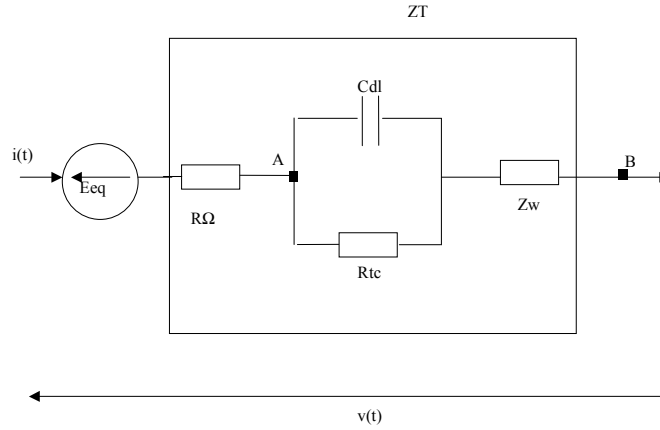


FIG. 7.7 – Circuit équivalent de la cellule en utilisant le schéma de Randles.

Dans cette représentation l'impédance faradique Z_f est constituée de deux termes distincts. Une résistance R_{tc} représentant les mécanismes cinétiques de transfert de charge de la cellule et correspondant à la linéarisation des systèmes en diodes tête bêche de la figure 7.6 et une impédance de diffusion notée Z_w et dénommée "impédance de Warburg" désignant la contribution de la surtension des phénomènes de diffusion au potentiel de la cellule.

En faisant abstraction du potentiel d'équilibre, nous retrouvons le circuit électrique de Randles utilisé en électrochimie [LE PLOUFLE et al., 1998] pour modéliser le comportement de la cellule en régime sinusoïdal. Il est à noter que le choix de ce circuit pour modéliser les mécanismes réactionnels de la cellule est arbitraire, d'autres circuits électriques sont utilisables [WANG et al., 1999]. Le circuit électrique équivalent de la figure 7.7 réduit de façon significative le nombre de paramètres à identifier. En ramenant la capacité de double couche aux bornes de la résistance de transfert de charge, nous simplifions la procédure d'identification de R_{tc} et Z_w . La dissociation de la structure électrique de la figure 7.7 en trois éléments électriques distincts permet d'associer à chaque phénomène électrochimique un circuit électrique équivalent. Ainsi le circuit électrique définitif utilisé pour l'identification des paramètres de la cellule NiMH 1.2V 13.5Ah est celui de la figure 7.8.

FIG. 7.8 – *Circuit de Randles simplifié.*

Les limites de cette simplification reposent sur les constantes de temps propres aux phénomènes de transfert de charge et de diffusion présents au sein de cellule NiMH. Comme nous pourrions le constater au cours du paragraphe suivant, les phénomènes de transfert de charge prédominent dans une zone de fréquences variant de 0.46Hz à 46Hz, alors que les phénomènes de diffusion prédominent dans la zone de fréquences inférieures à 0.031Hz. Entre ces zones les deux mécanismes réactionnels agissent de concert sur la cellule. Ces caractéristiques nous permettent de séparer les mécanismes réactionnels. Outre cette simplification, nous supposons que le système électrochimique considéré dans l'étude peut être entièrement modélisé par le circuit électrique équivalent de la figure 7.8. Nous validerons ces différentes simplifications dans le paragraphe suivant.

7.4.2 Identification des éléments du circuit

Présentation de la méthode d'identification

Nous présentons dans cette section la méthode dite "d'impédancemétrie" qui nous a permis d'identifier la plupart des paramètres du circuit électrique équivalent de la figure 7.8.

Les techniques d'impédancemétrie sont utilisées en électrochimie pour caractériser les paramètres cinétiques des batteries [BERNDT, 1993], [KARDEN et al., 2002], [KARDEN et al., 2000]. Ces méthodes offrent une alternative intéressante aux procédés déjà existants de type impulsion galvanostatique ou voltamétrie [BARD, 2000], car contrairement à ces dernières elles ne modifient pas l'état de charge de la batterie. Elles donnent de précieux renseignements sur l'état chimique de la batterie (niveau de l'électrolyte, porosité des électrodes, intensité de l'activité électrochimique, cycle de vie) [CHENG et al., 1999], [ZHANG, 1998]. Elles sont également utilisées pour estimer l'état de charge (SoC : State Of Charge) et l'état de santé (SoH : State Of Health) [BUNDY et al., 1998], [RODRIGUES et al., 2000], [HUET, 2000].

Ces méthodes largement décrites dans la littérature [LINDEN, 1994], consistent à mesurer la réponse d'une électrode à une modulation sinusoïdale de faible amplitude en fonction de la fréquence. Nous avons travaillé en mode potentiostatique. Dans ce mode, nous avons sollicité la batterie avec un courant sinusoïdal $i_{ac}(t) = I_{max} \sin(2\pi ft + \phi)$, d'amplitude I_{max} limitée pour ne pas faire évoluer trop sensiblement l'état de charge ($\Delta SoC < 2\%$). Cette sollicitation engendre une variation sinusoïdale de

la tension batterie, $v_{ac}(t) = V_{max} \sin(2\pi ft)$, autour du potentiel d'équilibre E_{eq} . On en déduit, pour chaque fréquence, l'impédance Z_T de la cellule

$$Z_T = \frac{V_{max}}{I_{max}} e^{-j\phi} \quad (7.32)$$

avec $|Z_T| = \frac{V_{max}}{I_{max}}$ le module de l'impédance et ϕ l'angle de déphasage. La représentation vectorielle de l'impédance dans le plan complexe est celle de la figure 7.9.

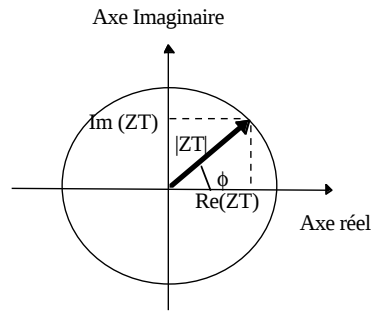


FIG. 7.9 – Représentation vectorielle de l'impédance Z_T dans le plan complexe.

Le tracé de Nyquist de l'impédance Z_T a dans le cas général l'allure du graphe de la figure 7.10.

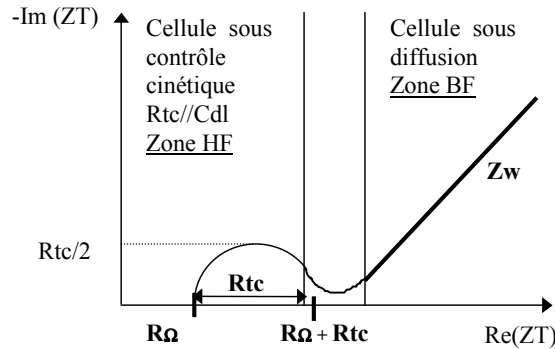


FIG. 7.10 – Tracé de Nyquist du circuit de Randles sur l'ensemble des fréquences.

Ce tracé nous permet de visualiser graphiquement les zones d'influence respectives du transfert de charge et de la diffusion.

Dans la zone des hautes fréquences l'électrode est dominée par les réactions de transfert de charge. Après la zone des hautes fréquences nous entrons dans une zone intermédiaire où transfert de charge et diffusion agissent de concert sur la cellule. Dans la zone des basses fréquences les mécanismes de diffusion contrôlent entièrement les réactions à l'électrode.

L'interprétation théorique de ce tracé de Nyquist s'appuie sur le circuit électrique équivalent de Randles simplifié de la figure 7.8. Ce modèle nous permet d'interpréter le comportement électrique

de l'électrode. La chute ohmique entre l'électrode étudiée et l'électrode de travail correspond à la circulation d'un courant à travers la résistance interne R_Ω . Le demi arc de cercle dans la zone des hautes fréquences correspond au circuit constitué de la capacité de double couche C_{dl} et de la résistance de transfert de charge R_{tc} . La droite à 45° dans la zone des basses fréquences correspond à l'impédance de Warburg Z_w .

Justification d'un opérateur fractionnaire pour modéliser l'impédance de Warburg

Les mesures d'impédancemétrie de la cellule NiMH 1.2V 13.5Ah ont été effectuées au Laboratoire de réactivité et de Chimie des Solides d'Amiens à l'aide d'un impédancemètre de la marque Solartron. Le mode opératoire fut le suivant : après avoir cyclé dix fois la cellule NiMH, l'impédance a été mesurée en mode potentiostatique sur une zone de fréquences variant de 0.001 Hz à 46 Hz aux états de charge 0%, 20%, 40%, 60%, 80% et 99%.

Il a été démontré que dans le cas d'une électrode Plomb-Acide soumise à des conditions de diffusion semi-infinies, l'expression de l'impédance de Warburg pouvait théoriquement s'apparenter à l'expression suivante :

$$Z_w(s) = \sigma \omega^{-\frac{1}{2}} (1 - j) \quad (7.33)$$

Comme nous pouvons le constater, les phénomènes de diffusion sont représentés par une fonction de transfert en puissance $-\frac{1}{2}$ de la variable de Laplace s . Cette structure n'est malheureusement pas générale, elle dépend à la fois du type d'accumulateur étudié et des paramètres expérimentaux régissant les réactions de diffusion. Cependant elle suggère l'utilisation d'une fonction de transfert en puissances non entières de la variable de Laplace s pour modéliser les réactions de diffusion de l'accumulateur NiMH.

Ne connaissant pas a priori les conditions expérimentales du système (géométrie, température, pression, etc...), nous avons tracé les diagrammes de Nyquist et de Bode de l'accumulateur afin d'établir la structure générale de $Z_w(s)$. Les diagrammes de Nyquist vont nous permettre de délimiter les zones de fréquences où les mécanismes réactionnels de transfert de charge et de diffusion prédominent. Les diagrammes de Bode vont nous permettre d'identifier l'ordre et les constantes de temps de la fonction de transfert $Z_w(s)$ dans la zone de diffusion.

Nota : nous n'étudions pas le cas SoC 00%, car nous considérons qu'à ce niveau de charge, les réactions secondaires ne peuvent plus être négligées, ce qui est contraire à nos hypothèses de départ. De plus, afin de limiter les profondeurs de décharges, nous travaillerons toujours entre 60% et 99% d'état de charge. Les résultats obtenus sont ceux des figures 7.11 et 7.12.

Comme nous pouvons le constater en observant ces deux figures, les phénomènes de transfert de charge sont prédominants dans la zone de fréquence comprise entre 0.46Hz et 46Hz et les phénomènes de diffusion dans la zone comprise entre 0.001Hz et 0.031Hz. Entre ces zones les deux mécanismes réactionnels contrôlent la cellule. Le tracé de Nyquist de la figure 7.11 est très proche du tracé idéal de la figure 7.10. Nous retrouvons un demi-arc de cercle caractéristique d'un circuit électrique de type $R_{tc}C_{dl}$ parallèle, et une droite correspondant à l'impédance de Warburg Z_w à déterminer. Ces premiers résultats légitiment l'utilisation d'un unique schéma électrique équivalent pour modéliser le comportement de notre cellule NiMH.

L'observation du diagramme de Bode de $|Z_T(s)|$ dans la zone de diffusion nous permet d'identifier la structure de $Z_w(s)$. Comme le montre la figure 7.12, le gain dans la zone de diffusion peut être

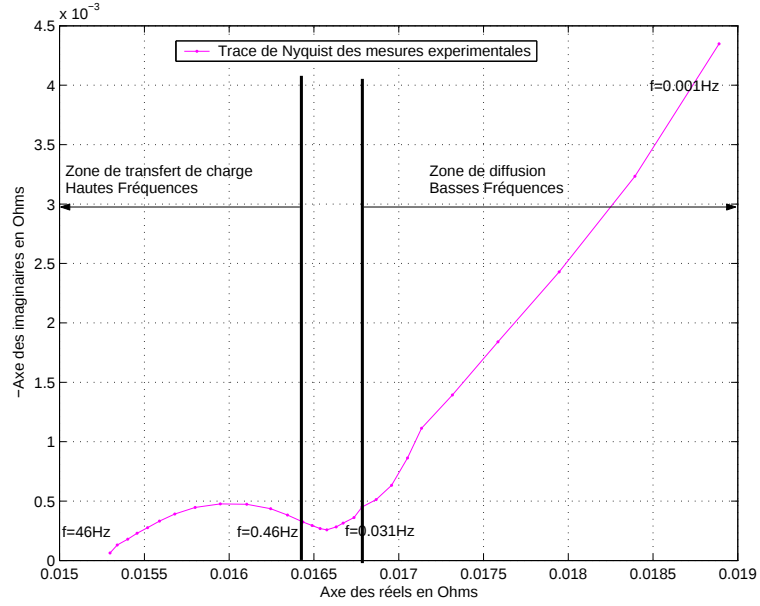


FIG. 7.11 – Tracé de Nyquist de la cellule à un état de charge de 80%.

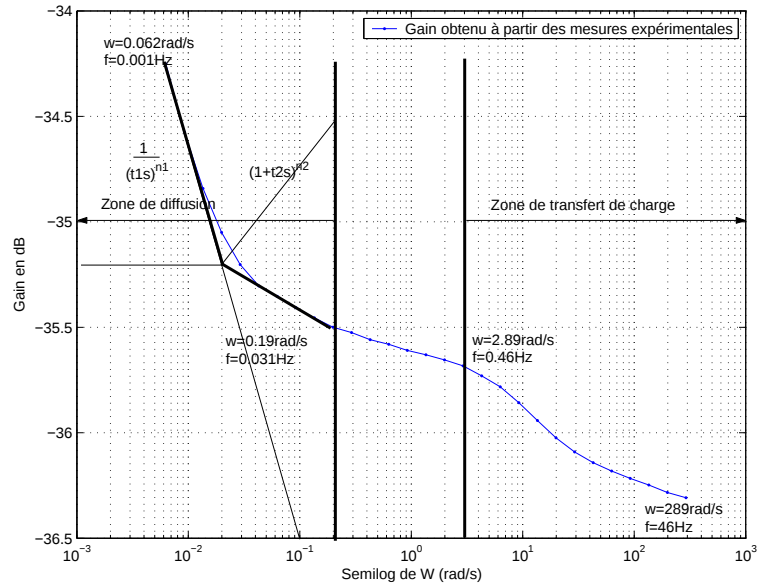


FIG. 7.12 – Diagramme de Bode de la cellule à un état de charge de 80%.

approché asymptotiquement par une fonction de transfert en puissances non entières de la variable de Laplace s . L'expression finale retenue pour modéliser l'impédance de Warburg est :

$$Z_w(s) = \frac{(1 + \tau_2 s)^{n_2}}{(\tau_1 s)^{n_1}} \quad (7.34)$$

Avec τ_1, τ_2 les constantes de temps de la fonction de transfert et n_1, n_2 deux réels compris entre 0 et 1. La présence de puissances non entières de s dans le domaine fréquentiel s'apparente à un système

constitué de dérivées non entières dans le domaine temporel [OUSTALOUP, 1995], [OUSTALOUP, 1983]. Les opérateurs fractionnaires ont déjà été utilisés en thermodynamique pour modéliser les phénomènes de diffusion [BATTAGLIA et al., 2001], en électrostatique pour les processus de relaxation de diélectriques [LAUDEBAT, 2003], ou encore en automatique [OUSTALOUP et al., 1996]. Leur utilisation en électrochimie est plus confidentielle, nous noterons toutefois les travaux de [MAHON and OLDHAM, 1998] sur l'utilisation de semi-intégrales pour calculer les concentrations des réactifs et des produits d'une électrode sous contrôle des mécanismes de diffusion.

Détermination des paramètres du modèle

L'identification des constantes localisées du circuit de Randles simplifié (Fig. 7.8) se fait en supposant que la cellule NiMH est linéaire, et que les paramètres du circuit électrique équivalent ne dépendent que de l'état de charge de la cellule.

Nous distinguons dans notre identification trois groupes, tour à tour étudiés ci-après. Le groupe R_{tc} , C_{dl} , τ_1 , τ_2 , n_1 , n_2 obtenu par impédancemétrie, la résistance interne R_Ω obtenue par impulsion galvanostatique, et le potentiel d'équilibre E_{eq} mesuré lorsque la cellule est au repos.

En se reportant à la figure 7.8, la fonction de transfert totale de la cellule NiMH en régime sinusoïdal est donnée par l'expression 7.35.

$$Z_T(s) = R_\Omega + \frac{R_{tc}}{1 + sR_{tc}C_{dl}} + Z_w(s) \quad (7.35)$$

en remplaçant $Z_w(s)$ par son expression 7.34 nous obtenons 7.36.

$$Z_T(s) = R_\Omega + \frac{R_{tc}}{1 + sR_{tc}C_{dl}} + \frac{(1 + \tau_2 s)^{n_2}}{(\tau_1 s)^{n_1}} \quad (7.36)$$

L'identification des paramètres R_{tc} , C_{dl} , τ_1 , τ_2 , n_1 , n_2 se fait en minimisant sur N mesures et à un état de charge donné le critère de l'équation 7.37.

$$C = \sum_{k=1}^N \left\{ \left[\frac{\text{Re}(\text{data}(j\omega_k)) - \text{Re}(Z_T(j\omega_k))}{\text{Re}(\text{data}(j\omega_k))} \right]^2 + \left[\frac{\text{Im}(\text{data}(j\omega_k)) - \text{Im}(Z_T(j\omega_k))}{\text{Im}(\text{data}(j\omega_k))} \right]^2 \right\} \quad (7.37)$$

Cette méthode est employée en électrochimie sous la dénomination "Weighted Complex Non Linear Least Squares method" [MACDONALD, 1987]. En normalisant les parties réelles et imaginaires, nous égalisons leurs poids, ce qui améliore la minimisation du critère. La valeur de R_Ω ainsi obtenue n'est pas des plus justes. En effet les mesures effectuées tenant compte des résistances parasites dues aux câblages de l'appareil de mesure, nous obtenons un décalage de $R_{\text{parasites}}$ sur la valeur de R_Ω . Afin d'éviter ce problème, nous identifions R_Ω par impulsion galvanostatique [LANDOLT, 1993]. Nous appliquons à la cellule un saut de courant Δi et nous mesurons la variation initiale du potentiel en fonction du temps Δv , celle-ci correspondant à la quantité $\Delta v = R_\Omega \Delta i$. La détermination du potentiel d'équilibre de la cellule E_{eq} correspond à la tension en circuit ouvert de la cellule à l'état de charge considéré. Les résultats obtenus aux états de charge 60%, 80% et 99% figurent dans le tableau 7.1.

Validation fréquentielle du modèle en dérivées non entières

La pertinence des paramètres identifiés figurant dans le tableau 7.1 est vérifiée en superposant les tracés de Nyquist et de Bode expérimentaux à ceux reconstruits à partir des paramètres identifiés. Les figures 7.13 et 7.14 sont représentatives des résultats obtenus à un état de charge de 80%.

Paramètres identifiés	SoC 60%	SoC 80%	SoC 99%
E_{eq}	1.37V	1.38V	1.4V
R_{Ω}	$6.17 \cdot 10^{-3} \Omega$	$6.21 \cdot 10^{-3} \Omega$	$6.25 \cdot 10^{-3} \Omega$
R_{tc}	$9.1 \cdot 10^{-4} \Omega$	$9.68 \cdot 10^{-4} \Omega$	$9.35 \cdot 10^{-4} \Omega$
C_{dl}	73.31F	75.25F	77.7F
n_1	0.6	0.66	0.68
n_2	0.345	0.39	0.35
τ_1	$1.17 \cdot 10^6$	$4.67 \cdot 10^5$	$2.88 \cdot 10^5$
τ_2	12.9	10.56	14.92

TAB. 7.1 – Valeurs des paramètres identifiés aux états de charge 60%, 80%, et 99%.

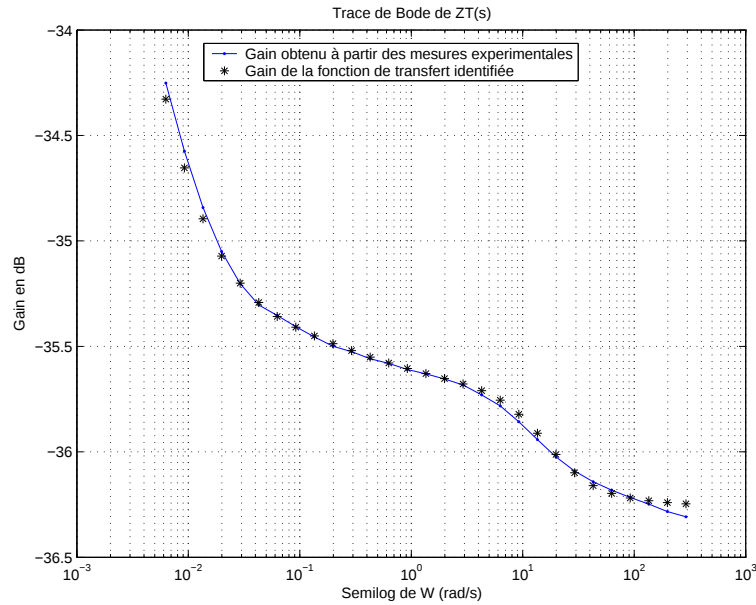


FIG. 7.13 – Diagramme de Bode de la cellule et de son modèle à un état de charge de 80%.

Comme nous pouvons le constater en observant les figures 7.13 et 7.14, le transfert proposé $Z_T(s) = R_{\Omega} + \frac{R_{tc}}{1+sR_{tc}C_{dl}} + \frac{(1+\tau_2s)^{n_2}}{(\tau_1s)^{n_1}}$ est très proche du comportement fréquentiel réel petits signaux de la cellule. D'autre part les constantes de temps propres aux transfert de charge $\tau = R_{tc}C_{dl}$ et celles relatives aux phénomènes de diffusion cf tableau 7.1 sont suffisamment différentes pour justifier la dissociation du circuit $R_{tc}C_{dl}$ de l'impédance de Warburg Z_w .

Interêt et limites de ce type de représentation

La fonction de transfert proposée nous permet après transformée de Laplace inverse $\mathcal{L}^{-1}$ de calculer la réponse en tension $v(t)$ de la cellule pour tout type de courant en entrée $i(t)$. En notant $I(s)$ la transformée de Laplace du courant $i(t)$, l'expression correspondante est donnée par l'équation 7.38.

$$v(t) = E_{eq} + R_{\Omega}i(t) + \mathcal{L}^{-1} \left(\frac{R_{tc}I(s)}{1 + sR_{tc}C_{dl}} \right) + \mathcal{L}^{-1} \left(\frac{(1 + \tau_2s)^{n_2}I(s)}{(\tau_1s)^{n_1}} \right) \quad (7.38)$$

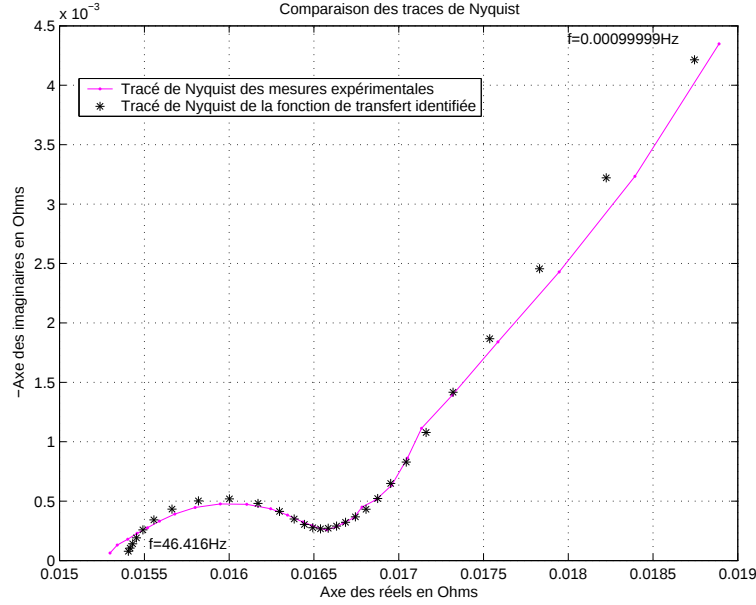


FIG. 7.14 – Tracé de Nyquist de la cellule et de son modèle à un état de charge de 80%.

En notant $v_{tc}(t)$ et $v_{diff}(t)$ les contributions en tension respectives des phénomènes de transfert de charge et de diffusion telles que :

$$v_{tc}(t) = \mathcal{L}^{-1} \left(\frac{R_{tc} I(s)}{1 + s R_{tc} C_{dl}} \right)$$

$$v_{diff}(t) = \mathcal{L}^{-1} \left(\frac{(1 + \tau_2 s)^{n_2} I(s)}{(\tau_1 s)^{n_1}} \right)$$

l'équation 7.38 se réécrit :

$$v(t) = E_{eq} + R_{\Omega} i(t) + v_{tc}(t) + v_{diff}(t) \quad (7.39)$$

Le calcul numérique de 7.39 sous Matlab nécessite sa discrétisation. En remplaçant t par le produit Kh , avec h le pas de calcul dans l'équation 7.39 nous obtenons la forme discrète suivante :

$$v(Kh) = E_{eq} + R_{\Omega} i(Kh) + v_{tc}(Kh) + v_{diff}(Kh) \quad (7.40)$$

$v_{tc}(Kh)$ est obtenue par la récurrence simple de l'équation 7.41

$$v_{tc}((K+1)h) = \left(1 - \frac{h}{R_{tc} C_{dl}}\right) v_{tc}(Kh) + \frac{h}{C_{dl}} i(Kh) \quad (7.41)$$

Compte tenu de la définition de l'expression discrète de la dérivée non entière [BATTAGLIA et al., 2001] et des résultats justifiés en annexe de la thèse de E Kuhn [KUHN, 2004], l'expression de $v_{diff}(Kh)$ est donnée par le système 7.42.

$$\begin{cases} v_{diff}(Kh) &= \left(\frac{\tau_2}{h}\right)^{n_2} \sum_{k=0}^K b_k \exp\left(\frac{-kh}{\tau_2}\right) A(Kh - kh) \\ A(Kh) &= \left(\frac{\tau_1}{h}\right)^{-n_1} \sum_{k=0}^K a_k i(Kh - kh) \\ a_k &= (-1)^k \binom{-n_1}{k} \\ b_k &= (-1)^k \binom{n_2}{k} \end{cases} \quad (7.42)$$

Comme nous pouvons le constater, la fonction de transfert 7.36 permet après transformation et discrétisation, de calculer la réponse en tension $v(t)$ de la cellule NiMH 1.2V 13.5Ah pour tout courant $i(t)$. Cependant une telle structure présente deux désavantages.

- D'une part elle ne peut être implantée telle quelle sur calculateur temps réel, car le calcul de la tension $v_{diff}(Kh)$ à un instant K dépend des calculs précédents depuis l'instant initial $k = 0$ jusqu'à l'instant final $k = K$ cf 7.42. De fait, effectuer des calculs longs tout en prenant un pas d'échantillonnage h fin conduit inévitablement à "l'explosion numérique". Nous leverons ce premier désavantage en utilisant des outils mathématiques appelés *réalisations diffusives* détaillés dans la suite du chapitre permettant de calculer la tension du système en un nombre fini d'itérations.
- D'autre part elle ne permet pas de déterminer la contribution des phénomènes de diffusion aux pertes. L'impédance de warburg sous la forme fractionnaire 7.34 masque totalement la présence ou non d'éléments dissipatifs. Pour pallier ce problème, un modèle dit "*énergétique*", composé exclusivement de composants passifs a été déterminé.

7.4.3 Calcul en temps réel du modèle en dérivées non entières

Présentation de l'outil mathématique

L'utilisation de la fonction de transfert $Z_w(s) = \frac{(1+\tau_2)^{n_2}}{(\tau_1 s)^{n_1}}$ pour modéliser la diffusion au sein de la cellule NiMH ne permet qu'un calcul hors ligne de la tension de diffusion $v_{diff}(Kh)$. De façon plus générale le calcul d'un opérateur fractionnaire dans le domaine temporel s'avère délicat du fait de la nécessité de tenir compte des résultats passés depuis l'instant initial $t = 0$ jusqu'à $t = T$ l'instant de calcul considéré (cf équation 7.42). Afin de rendre possible le calcul des opérateurs fractionnaires en temps réel, une transformation spécifique a été introduite : "*les réalisations diffusives*" [KUHN et al., 2005].

Cet outil mathématique a déjà été employé pour représenter des phénomènes à mémoire longue de type pertes dans les bobinages de moteurs alternatifs triphasés [BIDAN et al., 2001], ou encore pour modéliser les phénomènes de relaxation dans les diélectriques [LAUDEBAT, 2003]. A l'origine introduit pour la classe des opérateurs intégral-différentiels fractionnaires cet outil permet en pratique d'approcher une fonction de transfert en puissances non entières de la variable de Laplace s en une somme finie de fonctions de transfert du premier ordre. Nous rappelons ci-après les grands principes de l'outil, le lecteur se référera à [MONTSENY, 2005] pour obtenir le cadre de travail mathématique complet. Commençons par rappeler quelques définitions propres à cette transformation.

Définition 1

Etant donnée une fonction de transfert $H(s)$ de réponse impulsionnelle associée $h(t)$. La représentation diffusive de $H(s)$ lorsqu'elle existe est définie par [MONTSENY, 1998] :

$$\mu(\xi) = \mathcal{L}^{-1}(h(t)) \quad (7.43)$$

ou encore :

$$h(t) = \mathcal{L}(\mu(\xi)) = \int_0^{+\infty} \exp^{-t\xi} \mu(\xi) d\xi \quad (7.44)$$

$\mathcal{L}$ désignant la transformation de Laplace.

Définition 2

Soit $\psi(\xi, t)$ une fonction de deux variables ξ et t telle que :

$$\psi(\xi, t) = \exp^{-t\xi} \star u(t) \quad (7.45)$$

avec $\star$ le produit de convolution.

Définition 3

Dans le domaine fréquentiel, la fonction de transfert $Y(s) = H(s)U(s)$ avec $H(s)$ un intégrateur fractionnaire de la forme $H(s) = \frac{1}{s^\alpha}$ et $\alpha \in]0, 1[$ admet la représentation d'état dite "**réalisation diffusive simple**" suivante :

$$\begin{cases} \frac{d}{dt}\psi(\xi, t) &= -\xi\psi(\xi, t) + u(t), \xi \in \mathbb{R}^+, \psi(\xi, 0) = 0 \\ y(t) &= \int_0^{+\infty} \mu(\xi)\psi(\xi, t)d\xi \end{cases} \quad (7.46)$$

La représentation difusive $\mu(\xi)$ associée à $H(s) = \frac{1}{s^\alpha}$ avec $\alpha \in]0, 1[$ est telle que : $\mu(\xi) = \frac{\sin(\pi\alpha)}{\pi\xi^\alpha}$ [MONTSENY, 1998].

Définition 4

Dans le domaine fréquentiel, la fonction de transfert $Y(s) = sH(s)U(s)$ admet la représentation d'état dite "**réalisation diffusive étendue**" suivante :

$$\begin{cases} \frac{d}{dt}\psi(\xi, t) &= -\xi\psi(\xi, t) + u(t), \xi \in \mathbb{R}^+, \psi(\xi, 0) = 0 \\ y(t) &= \frac{d}{dt} \int_0^{+\infty} \mu(\xi)\psi(\xi, t)d\xi \end{cases} \quad (7.47)$$

L'ensemble des représentations diffusives nommées Δ est un espace vectoriel (de distributions), qui permet de réaliser sous les formes 7.46 ou 7.47 une grande variété de comportements dynamiques, notamment tout opérateur différentiel d'ordre α complexe tel que $Re(\alpha) < 1$. Sur cet ensemble est également défini le produit diffusif noté $\sharp$ permettant de déterminer la représentation diffusive associée au produit de deux fonctions de transfert. La définition du produit diffusif est donnée dans [MONTSENY, 1998] ou en annexe de la thèse de Emmanuel Kuhn [KUHN, 2004].

Les systèmes 7.46 et 7.47 sont de dimension infinie du fait que ξ est un paramètre réel. Cependant ils peuvent être approximés en dimension réduite en considérant une fonction approchée $\tilde{\psi}(\xi, t)$ un paramètre λ_k , et une fonction d'interpolation $\Lambda_k(\xi)$ respectivement définis par les systèmes 7.48 et 7.49.

$$\tilde{\psi}(\xi, t) = \sum_{k=1}^N \psi_k(\xi_k, t) \Lambda_k(\xi) \quad (7.48)$$

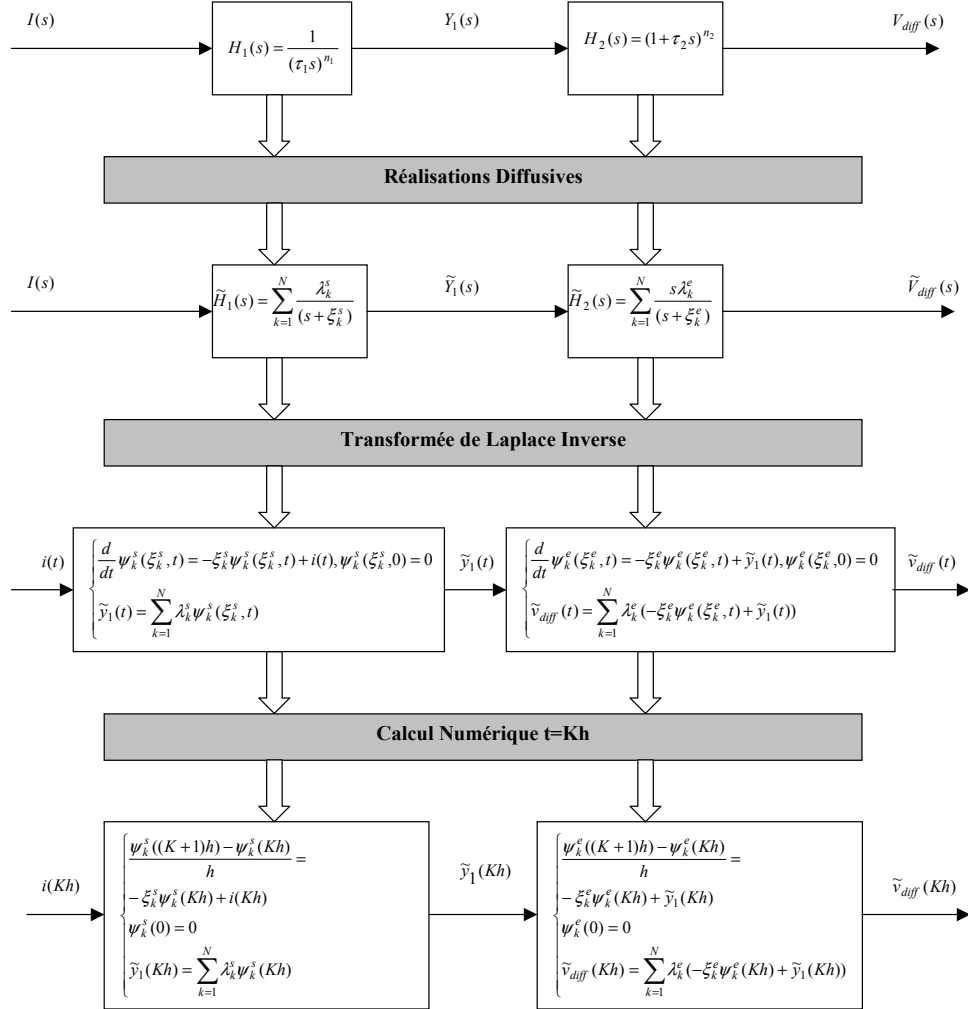
$$\lambda_k = \int_0^\infty \mu(\xi) \Lambda_k(\xi) d\xi \quad (7.49)$$

Nous disposons maintenant de toutes les définitions nécessaires pour calculer la tension de diffusion $v_{diff}(t)$ de la cellule NiMH par les réalisations diffusives. La figure 7.15 résume les étapes clés de ce calcul.

Dans un premier temps, nous approchons les opérateurs fractionnaires modélisant l'impédance de Warburg par des opérateurs approchés constitués d'une somme finie de N premiers ordres. Puis nous déterminons pour chacun de ces opérateurs le système d'état permettant de calculer la tension de diffusion approchée $\tilde{v}_{diff}(t)$. Enfin nous discrétisons les systèmes précédents afin de calculer l'expression numérique de la tension de diffusion $\tilde{v}_{diff}(Kh)$.

Représentations diffusives de l'opérateur $H_1(s) = \frac{1}{(\tau_1 s)^{n_1}}$

D'après la **Définition 3** le transfert $H(s) = \frac{1}{s^\alpha}$ pour $\alpha \in]0, 1[$ admet pour représentation diffusive le système d'état 7.46. En appliquant cette définition au transfert $Y_1(s) = H_1(s)I(s)$ avec $I(s)$ la

FIG. 7.15 – Schéma synoptique du calcul de la tension de diffusion $v_{diff}(t)$ par les réalisations diffusives.

transformée de Laplace du courant $i(t)$ traversant la cellule, nous obtenons le système diffusif associé 7.50.

$$\begin{cases} \frac{d}{dt}\psi^s(\xi^s, t) = -\xi^s\psi^s(\xi^s, t) + i(t), \xi^s \in \mathbb{R}^+, \psi^s(\xi^s, 0) = 0 \\ y_1(t) = \int_0^{+\infty} \mu_1(\xi^s)\psi^s(\xi^s, t)d\xi^s \end{cases} \quad (7.50)$$

L'exposant "s" dans les expressions ξ^s ou encore ψ^s est un indice utilisé comme référence des réalisations diffusives simples. $\mu_1(\xi^s)$ est la représentation diffusive associée à la fonction de transfert $H_1(s) = \frac{1}{(\tau_1 s)^{n_1}}$. ξ^s est le paramètre réel associé au système diffusif "simple" 7.50. $\psi^s(\xi^s, t)$ est la fonction d'état associée au système diffusif "simple" 7.50. En assimilant $\psi^s(\xi^s, t)$ à sa fonction approchée $\tilde{\psi}^s(\xi^s, t)$ définie par :

$$\tilde{\psi}^s(\xi^s, t) = \sum_{k=1}^N \psi_k^s(\xi_k^s, t) \Lambda_k^s(\xi^s) \quad (7.51)$$

avec λ_k^s tel que :

$$\lambda_k^s = \int_0^\infty \mu_1(\xi^s) \Lambda_k^s(\xi^s) d\xi^s \quad (7.52)$$

le système 7.50 se ramène au système diffusif de dimension N suivant :

$$\begin{cases} \frac{d}{dt} \psi_k^s(\xi_k^s, t) = -\xi_k^s \psi_k^s(\xi_k^s, t) + i(t), \psi_k^s(\xi_k^s, 0) = 0, \forall k \in [1, N] \\ \tilde{y}_1(t) = \sum_{k=1}^N \lambda_k^s \psi_k^s(\xi_k^s, t) \end{cases}$$

La discrétisation de ce système est immédiate il suffit de remplacer t par le produit Kh , K étant l'indice de calcul et h le pas d'échantillonnage. En utilisant un schéma d'Euler nous obtenons alors le système suivant :

$$\begin{cases} \frac{\psi_k^s((K+1)h) - \psi_k^s(Kh)}{h} = -\xi_k^s \psi_k^s(Kh) + i(Kh), \psi_k^s(0) = 0, \forall k \in [1, N] \\ \tilde{y}_1(Kh) = \sum_{k=1}^N \lambda_k^s \psi_k^s(Kh) \end{cases}$$

Le calcul de $\tilde{y}_1(Kh)$ nécessite la connaissance de plusieurs éléments.

Tout d'abord nous devons fixer la dimension N du système approché. En pratique des valeurs comprises entre 10 et 30 [MONTSENY, 1998] assurent une convergence satisfaisante de $\psi(\xi^s, t)$ vers $\tilde{\psi}(\xi^s, t)$.

Ensuite nous devons déterminer les k pôles ξ_k^s du système. En général une progression géométrique est utilisée [HELESCHWITZ and MATIGNON, 1998], par exemple :

$$\begin{cases} \xi_{k+1}^s = (r^s)^{\frac{1}{N-1}} \xi_k^s \\ r^s = \frac{\xi_1^s}{\xi_N^s}, \xi_1^s = 1, \xi_N^s = 10^D \end{cases}$$

r^s est la raison géométrique du système diffusif simple, N la dimension du système, h le pas d'échantillonnage, et D le nombre de décades sur lesquelles l'opérateur fractionnaire $H_1(s) = \frac{1}{(\tau_1 s)^{n_1}}$ est étudié.

Enfin nous devons identifier les paramètres λ_k^s relatifs au système d'état. Pour ce faire nous calculons dans un premier temps la transformée de Laplace du système approché. Nous obtenons alors le système 7.53.

$$\begin{cases} s \psi_k^s(\xi_k^s, s) = -\xi_k^s \psi_k^s(\xi_k^s, s) + I(s) \\ \tilde{Y}_1(s) = \sum_{k=1}^N \lambda_k^s \psi_k^s(\xi_k^s, s) \end{cases} \quad (7.53)$$

En retravaillant légèrement cette expression, nous obtenons l'expression 7.54.

$$\tilde{Y}_1(s) = \sum_{k=1}^N \frac{\lambda_k^s}{s + \xi_k^s} I(s) \quad (7.54)$$

Cette expression est l'approximation de la fonction de transfert exacte $H_1(s) = \frac{1}{(\tau_1 s)^{n_1}}$ par une fonction de transfert approchée $\tilde{H}_1(s) = \sum_{k=1}^N \frac{\lambda_k^s}{s + \xi_k^s}$ constituée d'une somme finie de premiers ordres dont les constantes λ_k^s et les pôles ξ_k^s sont à déterminer. Les N pôles ξ_k^s étant donnés par la progression géométrique, il nous reste à identifier les λ_k^s . Résoudre ce problème revient à trouver le vecteur λ^s minimisant la distance entre $H_1(j\omega)$ et $\tilde{H}_1(j\omega)$. Écrit sous forme mathématique, nous devons déterminer λ^s sur M fréquences, correspondantes aux M mesures, tel que :

$$H_1(j\omega) = M(j\omega) \lambda^s \quad (7.55)$$

avec

$$\lambda^s = (\lambda_1^s \lambda_2^s \dots \lambda_N^s)^T$$

$$H_1(j\omega) = \left(\frac{1}{(j\tau_1\omega_1)^{n_1}} \frac{1}{(j\tau_1\omega_2)^{n_1}} \dots \frac{1}{(j\tau_1\omega_M)^{n_1}} \right)^T$$

$$M(j\omega) = \begin{pmatrix} \frac{1}{j\omega_1 + \xi_1^s} & \frac{1}{j\omega_1 + \xi_2^s} & \dots & \frac{1}{j\omega_1 + \xi_N^s} \\ \frac{1}{j\omega_2 + \xi_1^s} & \frac{1}{j\omega_2 + \xi_2^s} & \dots & \frac{1}{j\omega_2 + \xi_N^s} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{1}{j\omega_M + \xi_1^s} & \frac{1}{j\omega_M + \xi_2^s} & \dots & \frac{1}{j\omega_M + \xi_N^s} \end{pmatrix}$$

L'identification du vecteur λ^s se fait sur les parties réelles et imaginaires de $H_1(j\omega)$ et $M(j\omega)$. Ainsi nous cherchons λ^s tel que :

$$\mathcal{H}_1(j\omega) = \mathcal{M}(j\omega)\lambda^s$$

avec

$$\mathcal{H}_1(j\omega) = \begin{pmatrix} \text{Im}(H_1(j\omega)) \\ \text{Re}(H_1(j\omega)) \end{pmatrix}$$

et

$$\mathcal{M}(j\omega) = \begin{pmatrix} \text{Im}(M(j\omega)) \\ \text{Re}(M(j\omega)) \end{pmatrix}$$

Au final λ^s s'obtient par la pseudo-inversion de $\mathcal{M}$:

$$\lambda^s = \text{pinv}(\mathcal{M}(j\omega))\mathcal{H}_1(j\omega) \quad (7.56)$$

La méthode d'identification du vecteur λ^s par pseudo inversion a été vérifiée sur l'exemple suivant. Nous calculons la fonction de transfert approchée $\tilde{H}_1(s) = M(j\omega)\lambda^s$ sur $D = 5$ décades, une dimension $N = 30$, un pas d'échantillonnage $h = 0.1$ et des paramètres τ_1, n_1 pour la fonction de transfert exacte $H_1(s) = \frac{1}{(\tau_1 s)^{n_1}}$ correspondant à un état de charge de 80% de la cellule, (ie : $\tau_1 = 4.67 \cdot 10^5$, $n_1 = 0.66$). Les gains des fonctions de transfert exactes et approchées sont comparés en figure 7.16. Comme nous pouvons le constater la fonction de transfert $\tilde{H}_1(s)$ approche parfaitement l'opérateur fractionnaire exact $H_1(s)$ dans les basses fréquences. C'est le but recherché puisque les phénomènes de diffusion sont prépondérants dans cette zone. Grâce aux valeurs identifiées du vecteur λ^s , et à la connaissance des N pôles ξ_k^s nous pouvons calculer la réponse $\tilde{y}_1(Kh)$ du système d'état 7.53 pour un courant donné $i(Kh)$.

Nous allons maintenant calculer la réponse $\tilde{v}_{diff}(Kh)$ du système diffusif relatif à l'opérateur $H_2(s) = (1 + \tau_2 s)^{n_2}$ pour l'entrée $\tilde{y}_1(Kh)$.

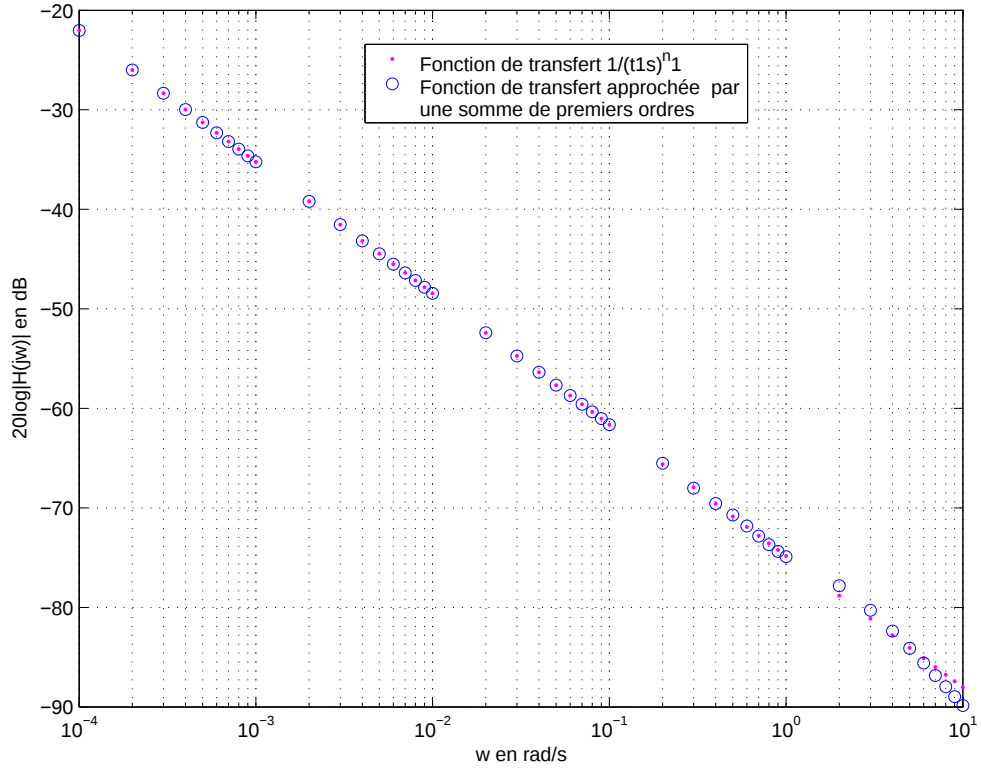
Représentations diffusives de l'opérateur $H_2(s) = (1 + \tau_2 s)^{n_2}$

Application de la Définition 4

La fonction de transfert $Y(s) = (s+a)^{1-\alpha}U(s)$, $\alpha \in]0, 1[$ se réalise sous la forme diffusive étendue 7.47. La preuve est immédiate :

$$Y(s) = (s+a)^{1-\alpha}U(s) = s\left(\frac{1}{(s+a)^\alpha} + \frac{a}{s(s+a)^\alpha}\right)U(s)$$

En écrivant $Y(s)$ sous la forme $Y(s) = sH(s)U(s)$ avec :

FIG. 7.16 – Comparaison des opérateurs fractionnaires exacts et approchés $H_1(s)$, $\tilde{H}_1(s)$.

$$H(s) = \left(\frac{1}{(s+a)^\alpha} + \frac{a}{s(s+a)^\alpha} \right)$$

nous retrouvons la définition fréquentielle $Y(s) = sH(s)U(s)$ de la réalisation diffusive étendue 7.47. Le transfert $V_{diff}(s) = (1 + \tau_2 s)^{n_2} Y_1(s)$ après réécriture laisse apparaître une structure identique :

$$V_{diff}(s) = s \left(\frac{\tau_2}{(1 + \tau_2 s)^{1-n_2}} + \frac{1}{s(1 + \tau_2 s)^{1-n_2}} \right) Y_1(s)$$

De fait $V_{diff}(s) = (1 + \tau_2 s)^{n_2} Y_1(s)$ se réalise sous la forme diffusive étendue 7.47.

Le système d'état correspondant est donné par l'équation 7.57.

$$\begin{cases} \frac{d}{dt} \psi^e(\xi^e, t) &= -\xi^e \psi^e(\xi^e, t) + y_1(t), \xi^e \in \mathbb{R}^+, \psi^e(\xi^e, 0) = 0 \\ v_{diff}(t) &= \frac{d}{dt} \int_0^{+\infty} \mu_2(\xi^e) \psi^e(\xi^e, t) d\xi^e \end{cases} \quad (7.57)$$

L'exposant "e" dans les expressions ξ^e ou encore ψ^e est un indice utilisé comme référence des réalisations diffusives étendues. $\mu_2(\xi^e)$ est la représentation diffusive associée à l'opérateur $H_2(s) = (1 + \tau_2 s)^{n_2}$, ξ^e est le paramètre réel associé au système diffusif "étendu" 7.57, et $\psi^e(\xi^e, t)$ est la fonction d'état associée au système diffusif "étendu" 7.57. Comme dans le cas de l'opérateur fractionnaire $H_1(s)$, nous assimilons $\psi^e(\xi^e, t)$ à une fonction approchée $\tilde{\psi}^e(\xi^e, t)$ définie par :

$$\tilde{\psi}^e(\xi^e, t) = \sum_{k=1}^N \psi_k^e(\xi_k^e, t) \Lambda_k^e(\xi^e)$$

avec λ_k^e tel que :

$$\lambda_k^e = \int_0^\infty \mu_2(\xi^e) \Lambda_k^e(\xi^e) d\xi^e$$

nous réduisons la dimension du système 7.57, le nouveau système considéré est le suivant :

$$\begin{cases} \frac{d}{dt} \psi_k^e(\xi_k^e, t) &= -\xi_k^e \psi_k^e(\xi_k^e, t) + \tilde{y}_1(t), \psi_k^e(\xi_k^e, 0) = 0, \forall k \in [1, N] \\ \tilde{v}_{diff}(t) &= \sum_{k=1}^N \lambda_k^e \frac{d}{dt} \psi_k^e(\xi_k^e, t) \end{cases}$$

La discrétisation de ce système s'obtient en remplaçant t par le produit Kh , K étant l'indice de calcul et h le pas d'échantillonnage. En différenciant par la méthode d'Euler nous obtenons le système suivant :

$$\begin{cases} \frac{\psi_k^e((K+1)h) - \psi_k^e(Kh)}{h} &= -\xi_k^e \psi_k^e(Kh) + \tilde{y}_1(Kh), \psi_k^e(0) = 0, \forall k \in [1, N] \\ \tilde{v}_{diff}(Kh) &= \sum_{k=1}^N \lambda_k^e (-\xi_k^e \psi_k^e(Kh) + \tilde{y}_1(Kh)) \end{cases}$$

La détermination de $\tilde{v}_{diff}(Kh)$, se fait en prenant N fonctions d'interpolations, N est compris entre 10 et 30. Les pôles ξ_k^e sont définis par la progression géométrique suivante :

$$\begin{cases} \xi_{k+1}^e &= (r^e)^{\frac{1}{N-1}} \xi_k^e \\ r^e &= \frac{\xi_1^e}{\xi_N^e}, \xi_1^e = 1, \xi_N^e = 10^D \end{cases}$$

r^e est la raison géométrique du système diffusif étendu, N la dimension du système, et D le nombre de décades sur lesquelles l'opérateur fractionnaire $H_2(s) = (1 + \tau_2 s)^{n_2}$ est étudié.

Les paramètres λ_k^e relatifs au système d'état se calculent en deux temps. Nous calculons d'abord la transformée de Laplace du système approché, ce qui nous donne une approximation $\tilde{H}_2(s)$ de la fonction de transfert exacte $H_2(s) = (1 + \tau_2 s)^{n_2}$ par une somme de premiers ordres fonction des paramètres λ_k^e . Nous déterminons ensuite ces paramètres de façon à minimiser la distance entre la fonction de transfert exacte et la fonction de transfert approchée. La transformée de Laplace du système approché conduit au système 7.58.

$$\begin{cases} s \psi_k^e(\xi_k^e, s) &= -\xi_k^e \psi_k^e(\xi_k^e, s) + \tilde{Y}_1(s) \\ \tilde{V}_{diff}(s) &= \sum_{k=1}^N \lambda_k^e s \psi_k^e(\xi_k^e, s) \end{cases} \quad (7.58)$$

En retravaillant légèrement cette expression, nous obtenons l'expression 7.59

$$\tilde{V}_{diff}(s) = \sum_{k=1}^N \frac{\lambda_k^e s}{s + \xi_k^e} \tilde{Y}_1(s) \quad (7.59)$$

Cette expression est l'approximation de la fonction de transfert exacte $H_2(s) = (1 + \tau_2 s)^{n_2}$ par la fonction de transfert approchée $\tilde{H}_2(s) = \sum_{k=1}^N \frac{\lambda_k^e s}{s + \xi_k^e}$ constituée d'une somme finie de premiers ordres dont les constantes λ_k^e et les pôles ξ_k^e sont à déterminer. Les N pôles ξ_k^e sont donnés par la progression géométrique 7.58, quant aux λ_k^e , nous les obtenons en minimisant la distance entre $H_2(j\omega)$ et $\tilde{H}_2(j\omega)$. Ce qui revient à résoudre sur M fréquences (correspondants aux mesures) le système :

$$H_2(j\omega) = N(j\omega) \lambda^e \quad (7.60)$$

avec :

$$\lambda^e = (\lambda_1^e \lambda_2^e \dots \lambda_N^e)^T$$

$$H_2(j\omega) = ((1 + \tau_2 j\omega_1)^{n_2} (1 + \tau_2 j\omega_2)^{n_2} \dots (1 + \tau_2 j\omega_M)^{n_2})^T$$

$$N(j\omega) = \begin{pmatrix} \frac{j\omega_1}{j\omega_1 + \xi_1^e} & \frac{j\omega_1}{j\omega_1 + \xi_2^e} & \dots & \frac{j\omega_1}{j\omega_1 + \xi_N^e} \\ \frac{j\omega_2}{j\omega_2 + \xi_1^e} & \frac{j\omega_2}{j\omega_2 + \xi_2^e} & \dots & \frac{j\omega_2}{j\omega_2 + \xi_N^e} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{j\omega_M}{j\omega_M + \xi_1^e} & \frac{j\omega_M}{j\omega_M + \xi_2^e} & \dots & \frac{j\omega_M}{j\omega_M + \xi_N^e} \end{pmatrix}$$

L'identification du vecteur λ^e se fait sur les parties réelles et imaginaires de $H_2(j\omega)$ et $N(j\omega)$. Ainsi nous cherchons λ^e tel que :

$$\mathcal{H}_2(j\omega) = \mathcal{N}(j\omega)\lambda^e$$

avec

$$\mathcal{H}_2(j\omega) = \begin{pmatrix} \text{Im}(H_2(j\omega)) \\ \text{Re}(H_2(j\omega)) \end{pmatrix}$$

et

$$\mathcal{N}(j\omega) = \begin{pmatrix} \text{Im}(N(j\omega)) \\ \text{Re}(N(j\omega)) \end{pmatrix}$$

Au final λ^e s'obtient par la pseudo-inversion de $\mathcal{N}$:

$$\lambda^e = \text{pinv}(\mathcal{N}(j\omega))\mathcal{H}_2(j\omega) \quad (7.61)$$

La méthode d'identification du vecteur λ^e par pseudo inversion a été vérifiée sur l'exemple suivant. Nous calculons la fonction de transfert approchée $\tilde{H}_2(s) = N(j\omega)\lambda^e$ sur $D = 5$ décades, une dimension $N = 30$, un pas d'échantillonnage $h = 0.1$ et des paramètres τ_2, n_2 correspondant à un état de charge de 80% de la cellule, (ie : $\tau_2 = 10.56, n_2 = 0.39$). Les gains des fonctions de transfert exactes et approchées sont ensuite comparés en figure 7.17. Comme dans le cas des opérateurs $H_1(s)$ et $\tilde{H}_1(s)$ la fonction de transfert $\tilde{H}_2(s)$ approche parfaitement l'opérateur fractionnaire exact $H_2(s)$ dans les basses fréquences.

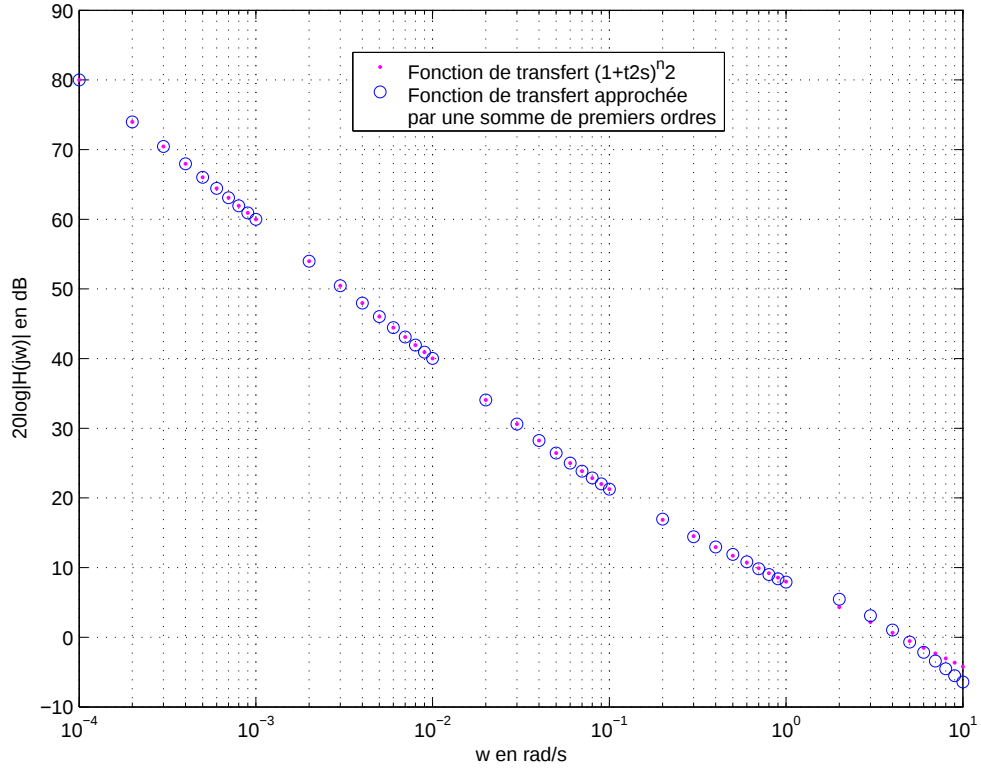
Comparaisons des opérateurs diffusifs et fractionnaires

Nous présentons dans ce paragraphe la synthèse et la comparaison des outils mathématiques utilisés pour calculer la réponse en tension de la cellule. Du point de vue du calcul numérique, la réponse en tension $v(Kh)$ de la cellule NiMH par des opérateurs fractionnaires exacts est donnée dans le domaine temporel par les équations 7.62 et 7.63 que nous rappelons ci-après.

$$v(Kh) = E_{eq} + R_{\Omega}i(Kh) + v_{tc}(Kh) + v_{diff}(Kh) \quad (7.62)$$

$$\begin{cases} v_{diff}(Kh) &= (\frac{\tau_2}{h})^{n_2} \sum_{k=0}^K b_k \exp(\frac{-kh}{\tau_2}) A(Kh - kh) \\ A(Kh) &= (\frac{\tau_1}{h})^{-n_1} \sum_{k=0}^K a_k i(Kh - kh) \\ a_k &= (-1)^k \binom{-n_1}{k} \\ b_k &= (-1)^k \binom{n_2}{k} \end{cases} \quad (7.63)$$

La réponse en tension $\tilde{v}(Kh)$ de la cellule par des opérateurs fractionnaires approchés est donnée dans le domaine temporel par les systèmes 7.64, 7.65 et 7.66 suivants.

FIG. 7.17 – Comparaison des opérateurs fractionnaires exacts et approchés $H_2(s)$, $\tilde{H}_2(s)$.

$$\tilde{v}(Kh) = E_{eq} + R_{\Omega}i(Kh) + v_{tc}(Kh) + \tilde{v}_{diff}(Kh) \quad (7.64)$$

$$\begin{cases} \frac{\psi_k^s((K+1)h) - \psi_k^s(Kh)}{h} = -\xi_k^s \psi_k^s(Kh) + i(Kh), \psi_k^s(0) = 0, \forall k \in [1, N] \\ \tilde{y}_1(Kh) = \sum_{k=1}^N \lambda_k^s \psi_k^s(Kh) \end{cases} \quad (7.65)$$

$$\begin{cases} \frac{\psi_k^e((K+1)h) - \psi_k^e(Kh)}{h} = -\xi_k^e \psi_k^e(Kh) + \tilde{y}_1(Kh), \psi_k^e(0) = 0, \forall k \in [1, N] \\ \tilde{v}_{diff}(Kh) = \sum_{k=1}^N \lambda_k^e (-\xi_k^e \psi_k^e(Kh) + \tilde{y}_1(Kh)) \end{cases} \quad (7.66)$$

Les deux méthodes sont utilisées pour calculer la réponse en tension de la cellule au profil de courant de la figure 7.18. Les réponses correspondantes sont celles des figures 7.19 et 7.20. Les paramètres de la cellule sont ceux identifiés à un état de charge de 80%, (cf tableau 7.1). Les calculs ont été réalisés en prenant une dimension de $N = 30$ et $D = 5$ pour les réalisations diffusives.

Comme nous pouvons le constater, la tension batterie $\tilde{v}(Kh)$ obtenue par les réalisations diffusives approche quasi parfaitement $v(Kh)$ calculée par les dérivées non entières.

7.5 Troisième structure : Le modèle énergétique

Nous avons établi au cours des sections précédentes le modèle dynamique d'une cellule NiMH 1.2V 13.5Ah. Ce type de modèle explicite du point de vue dynamique l'est beaucoup moins du point de vue énergétique. Seuls les éléments pouvant se mettre sous la forme d'une résistance ou d'une capacité peuvent être assimilés à des éléments dissipatifs ou de stockage. C'est le cas de la résistance interne

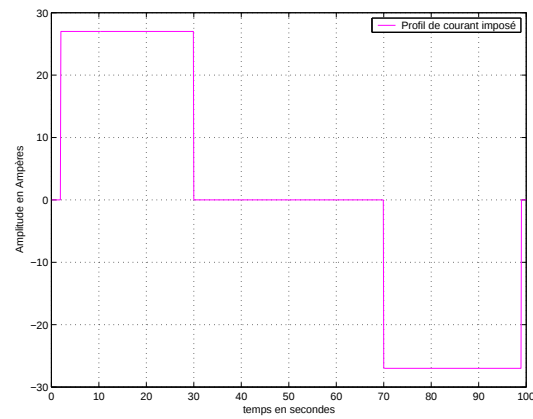


FIG. 7.18 – *Courant imposé aux modèles mathématiques $I_{max} = 27A$ soit $2C$ pendant 30s.*

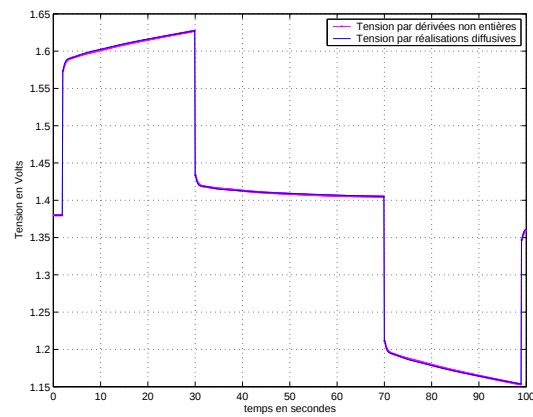


FIG. 7.19 – *Comparaison des réponses en tension de la cellule calculées par dérivées non entières et réalisations diffusives.*

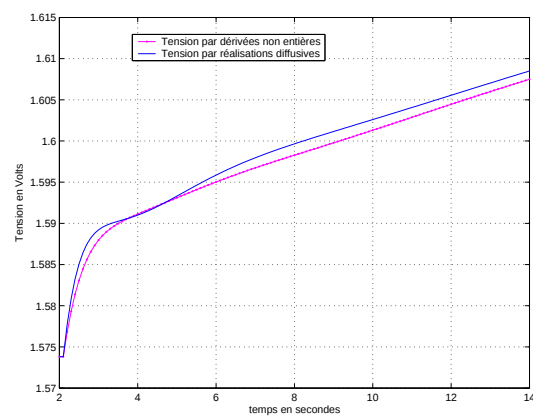


FIG. 7.20 – *Comparaison des réponses en tension de la cellule calculées par dérivées non entières et réalisations diffusives de $t=2s$ à $t=14s$.*

R_Ω et du circuit R_{tc}, C_{dl} . En revanche le potentiel d'équilibre et l'impédance de Warburg n'admettent pas de représentation énergétique immédiate.

Dans notre application, nous ne considérons que de faibles variations de SoC autour d'un état de charge donné. Grâce à cette hypothèse de travail et au fait que nous cherchons principalement à caractériser la dynamique de l'accumulateur, nous nous affranchissons de la nécessité d'interpoler le potentiel de repos par une capacité équivalente. Nous utiliserons donc dans le modèle énergétique une source de tension E_{eq} fonction de l'état de charge pour représenter le potentiel.

Modèle énergétique de l'impédance de Warburg

La structure d'ordre non entier utilisée pour modéliser l'impédance de Warburg $Z_w(s) = \frac{(1+\tau_2 s)^{n_2}}{(\tau_1 s)^{n_1}}$ masque les éléments dissipatifs ou capacitifs éventuellement présents. De fait, cette structure ne permet pas de calculer la contribution des phénomènes de diffusion aux pertes de la cellule.

L'approximation des phénomènes de diffusion par les opérateurs approchés des réalisations diffusives ne permet pas non plus d'accéder aux pertes. Nous avons en effet établi grâce à cette transformation mathématique l'expression 7.67 pour l'impédance de Warburg :

$$\tilde{Z}_w(s) = \tilde{H}_1(s)\tilde{H}_2(s) = \sum_{k=1}^N \sum_{k=1}^N \frac{\lambda_k^s}{s + \xi_k^s} \frac{\lambda_k^e s}{s + \xi_k^e} \quad (7.67)$$

Comme l'indique l'expression 7.68, la décomposition en fraction rationnelle d'un terme $\frac{\lambda_k^s}{s + \xi_k^s} \frac{\lambda_k^e s}{s + \xi_k^e}$ conduit à une différence de fonctions de transfert du premier ordre, ce qui dans le domaine de la physique s'apparente à une différence de circuits RC. Un tel résultat ne peut se mettre sous forme d'un circuit électrique équivalent.

$$H(s) = \frac{cs}{(s+a)(s+b)} = \frac{-ac}{(b-a)} \frac{1}{(s+a)} + \frac{bc}{(b-a)} \frac{1}{(s+b)} \quad (7.68)$$

Afin de sortir de cette impasse, nous décidons d'utiliser une autre structure fréquentielle pour l'impédance de Warburg. Cette nouvelle impédance $Z'_w(s)$ est donnée par l'équation 7.69.

$$Z'_w(s) = \frac{k_2}{\sqrt{s}} \tanh\left(\frac{k_1}{k_2} \sqrt{s}\right) \quad (7.69)$$

L'expression 7.69 a déjà été utilisée pour la modélisation d'accumulateurs au plomb [MAURACHER and KARDON, 2006]. Nous la reprenons et l'appliquons à l'accumulateur NiMH 1.2V 13.5Ah. La transformée de Laplace inverse de $Z'_w(s)$, $Z'_w(t)$, est donnée par l'équation 7.70 et est justifiée dans [KUHN et al., 2006].

$$Z'_w(t) = \mathcal{L}^{-1}(Z'_w(s)) = \mathcal{L}^{-1}\left(\frac{k_2}{\sqrt{s}} \tanh\left(\frac{k_1}{k_2} \sqrt{s}\right)\right) = 2 \frac{k_2^2}{k_1} \sum_{k=1}^{\infty} \exp\left(\frac{-(2k-1)^2 \pi^2 k_2^2 t}{4k_1^2}\right) \quad (7.70)$$

En développant les premiers termes de l'expression 7.70 nous obtenons 7.71.

$$Z'_w(t) = 2 \frac{k_2^2}{k_1} \exp\left(\frac{-\pi^2 k_2^2 t}{4k_1^2}\right) + 2 \frac{k_2^2}{k_1} \exp\left(\frac{-(3)^2 \pi^2 k_2^2 t}{4k_1^2}\right) + \dots + 2 \frac{k_2^2}{k_1} \exp\left(\frac{-(2k-1)^2 \pi^2 k_2^2 t}{4k_1^2}\right) \quad (7.71)$$

En réécrivant l'équation 7.71 nous faisons apparaître une somme infinie de cellules RC parallèles, dont les éléments R_k et C sont obtenus par comparaison de 7.71 et 7.72.

$$Z'_w(t) = \frac{1}{C} \exp\left(-\frac{t}{R_1 C}\right) + \frac{1}{C} \exp\left(-\frac{t}{R_2 C}\right) + \cdots \frac{1}{C} \exp\left(-\frac{t}{R_k C}\right) \quad (7.72)$$

L'expression de ces constantes est donnée par le système ci dessous.

$$\begin{cases} C &= \frac{k_1}{2k_2} \\ R_k &= \frac{8k_1}{(2k-1)^2 \pi^2} \end{cases}$$

Circuit électrique considéré

Grâce à la fonction de transfert $Z'_w(s)$ nous pouvons représenter les phénomènes de diffusion par une structure récursive de type réseaux RC et calculer les pertes dues aux éléments résistifs. Cette modélisation n'est pas unique d'autres structures de type réseaux de Cauer [KUHN et al., 2006] ont déjà été proposés pour représenter le comportement en petits signaux de supercondensités ou de batterie Lithium-Ion [DOLLINGER et al., 2003]. En ce qui concerne notre structure, pour chaque réseau la capacité reste constante, la résistance en revanche varie d'un réseau à l'autre et s'annule lorsque le nombre de cellules tend vers l'infini.

Le nombre de réseaux RC utilisés pour approcher Z'_w théorique est infini, ce qui n'est pas viable dans le cas de calculs numériques. Nous devons donc fixer un nombre limite de cellules, garantissant à la fois une bonne approximation des pertes et un temps de calcul raisonnable. En tenant compte de la nouvelle représentation électrique de l'impédance de Warburg et des remarques concernant le potentiel d'équilibre, nous obtenons pour la cellule NiMH le modèle énergétique de la figure 7.21.

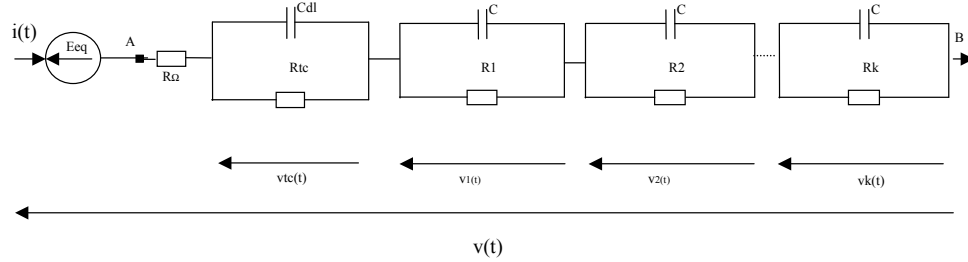


FIG. 7.21 – Modèle énergétique d'une cellule élémentaire NiMH 1.2V 13.5Ah.

Interêt de cette représentation

Grâce au modèle de la figure 7.21 le calcul des pertes d'une cellule NiMH est immédiat. La puissance dissipée à travers la cellule pour un courant $i(t)$ est donnée par l'équation 7.73.

$$P_J(t) = R_\Omega i^2(t) + \frac{v_{tc}^2(t)}{R_{tc}} + \sum_{k=1}^{\infty} \frac{v_k^2(t)}{R_k} \quad (7.73)$$

Quant à l'énergie correspondante elle s'obtient en intégrant l'équation 7.73 de $t = 0$ à $t = T$. Nous obtenons ainsi l'équation 7.74.

$$E_J(T) = \int_{t=0}^{t=T} P_J(t) dt \quad (7.74)$$

Paramètres	SoC 60%	SoC 80%	SoC 99%
E_{eq}	1.37V	1.38V	1.4V
R_{Ω}	$6.17 \cdot 10^{-3} \Omega$	$6.21 \cdot 10^{-3} \Omega$	$6.25 \cdot 10^{-3} \Omega$
R_{tc}	$1 \cdot 10^{-3} \Omega$	$1 \cdot 10^{-3} \Omega$	$1 \cdot 10^{-3} \Omega$
C_{dl}	55.12 F	58.6 F	62 F
k_1	0.0076	0.0075	0.00955
k_2	$2.98 \cdot 10^{-4}$	$3.011 \cdot 10^{-4}$	$3.73 \cdot 10^{-4}$

TAB. 7.2 – Valeurs des paramètres identifiés aux états de charge 60%, 80%, et 99%.

7.5.1 Identification des éléments du circuit

Détermination des paramètres du modèle énergétique

Comme nous pouvons le constater en observant l'équation 7.69, $Z'_w(s)$ est entièrement définie à partir de deux paramètres à déterminer k_1 et k_2 . L'identification de ces constantes se fait par la méthode "Weighted Complex Nonlinear Least Squares" déjà employée lors de l'identification des constantes R_{tc} , C_{dl} , n_1 , n_2 , τ_1 , τ_2 du transfert $Z_T(s)$ définie par l'équation 7.35 et rappelée ci-après.

$$Z_T(s) = R_{\Omega} + \frac{R_{tc}}{1 + sR_{tc}C_{dl}} + Z_w(s)$$

Nous considérons la fonction de transfert $Z'_T(s)$ du modèle énergétique définie par l'équation 7.75.

$$Z'_T(s) = R_{\Omega} + \frac{R_{tc}}{1 + sR_{tc}C_{dl}} + Z'_w(s) \quad (7.75)$$

En remplaçant $Z'_w(s)$ par son expression 7.69 nous obtenons 7.76.

$$Z'_T(s) = R_{\Omega} + \frac{R_{tc}}{1 + sR_{tc}C_{dl}} + \frac{k_2}{\sqrt{s}} \tanh\left(\frac{k_1}{k_2} \sqrt{s}\right) \quad (7.76)$$

L'identification des paramètres k_1 et k_2 se fait en minimisant à un état de charge donné le critère C' de l'équation 7.77.

$$C' = \sum_{k=1}^N \left\{ \left[\frac{\text{Re}(\text{data}(j\omega_k)) - \text{Re}(Z'_T(j\omega_k))}{\text{Re}(\text{data}(j\omega_k))} \right]^2 + \left[\frac{\text{Im}(\text{data}(j\omega_k)) - \text{Im}(Z'_T(j\omega_k))}{\text{Im}(\text{data}(j\omega_k))} \right]^2 \right\} \quad (7.77)$$

Les résultats de cette identification aux états de charge 60%, 80%, et 99% sont consignés dans le tableau 7.2.

Comparaison fréquentielle entre le modèle en dérivées non entières et le modèle énergétique

Afin de vérifier la validité du modèle énergétique dans le domaine fréquentiel, nous superposons les tracés de Nyquist expérimentaux et ceux reconstruits à partir des paramètres du tableau 7.2. La figure 7.22 obtenue à SoC 60% est représentative des résultats obtenus. Comme nous pouvons le constater en comparant les figures 7.22 et 7.23, le modèle énergétique défini par $Z'_T(s)$ est moins précis en basses fréquences que le modèle dynamique $Z_T(s)$ en puissance non entières de s . La divergence entre le modèle en circuits RC et les mesures d'impédancemétrie commence à partir de 0.0068Hz et se poursuit jusqu'à la dernière mesure à 0.001Hz. De fait si les deux modèles peuvent être utilisés pour donner la réponse en tension aux bornes de la cellule en régime dynamique, nous privilégierons le modèle en dérivées non entières au modèle énergétique dans les régimes de basses fréquences.

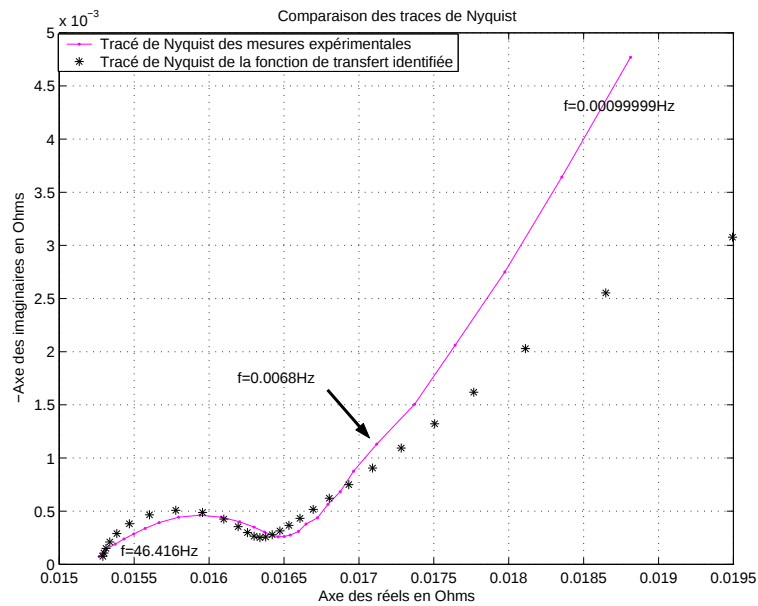


FIG. 7.22 – Tracé de Nyquist de la cellule et du modèle énergétique à un état de charge de 60%.

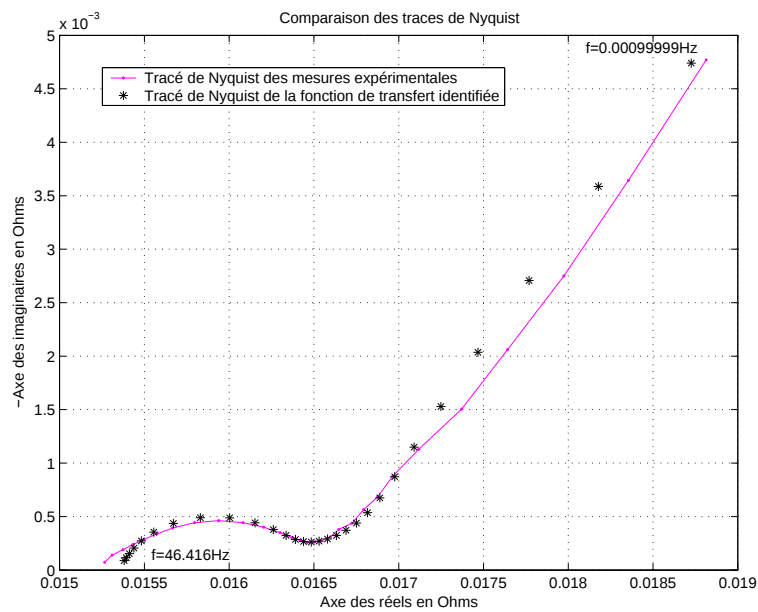


FIG. 7.23 – Tracé de Nyquist de la cellule et du modèle en dérivées non entières à un état de charge de 60%.

7.5.2 Calcul en temps réel du modèle énergétique

Calcul de la tension aux bornes d'une cellule NiMH 1.2V 13.5Ah

Tout comme le modèle dynamique en dérivées non entières, le modèle énergétique en réseaux RC peut être utilisé pour calculer la réponse en tension aux bornes de la cellule, à condition toutefois que la fréquence des courants en entrée ne soit pas trop basse (limite du domaine de validité du modèle en réseau RC). Pour un courant donné $i(t)$ traversant la cellule, la structure en réseaux RC du modèle énergétique de la figure 7.21 permet d'exprimer la tension $v(t)$ aux bornes de ce dernier sous la forme du système d'état 7.78.

$$\begin{cases} \frac{dX(t)}{dt} = AX(t) + Bi(t) \\ v(t) = CX(t) + Di(t) + E \end{cases} \quad (7.78)$$

Nous ne pouvons évidemment pas prendre une infinité de cellules RC pour nos calculs, car nous aboutirions à un système de dimension infinie. Nous nous limiterons donc N circuits RC pour modéliser la diffusion. Considérons le circuit électrique de la figure 7.21, pour un courant donné $i(t)$ la tension $v_N(t)$ aux bornes d'une cellule $R_N C_N$ est régie par l'équation 7.79.

$$\frac{dv_N(t)}{dt} = -\frac{v_N(t)}{R_N C_N} + \frac{i(t)}{C_N} \quad (7.79)$$

En posant $X(t)$ le vecteur des tensions tel que :

$$X(t) = \begin{pmatrix} v_{tc}(t) \\ v_1(t) \\ \vdots \\ v_N(t) \end{pmatrix}$$

nous obtenons le système d'état 7.80.

$$\frac{dX(t)}{dt} = AX(t) + Bi(t) \quad (7.80)$$

avec

$$A = \begin{pmatrix} -\frac{1}{R_{tc}C_{dl}} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & -\frac{1}{R_1C_1} & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & -\frac{1}{R_N C_N} \end{pmatrix}$$

et

$$B = \begin{pmatrix} \frac{1}{C_{dl}} \\ \frac{1}{C} \\ \vdots \\ \frac{1}{C} \end{pmatrix}$$

La tension $v(t)$ aux bornes d'une cellule NiMH 1.2V 13.5Ah est en prenant N circuits RC donnée par l'équation 7.81.

$$v(t) = E_{eq} + R_{\Omega}i(t) + v_{tc}(t) + \sum_{k=1}^N v_k(t) \quad (7.81)$$

En comparant 7.81 avec l'expression $v(t) = CX(t) + Di(t) + E$ du système 7.78 nous identifions immédiatement C, D et E .

$$C = (1 \cdots 1)$$

$$D = R_\Omega$$

$$E = E_{eq}$$

Les éléments du système 7.78 étant identifiés, il ne reste plus qu'à le discrétiser pour l'implanter ensuite sur ordinateur embarqué. En posant $t = Kh$, K étant l'indice de calcul et h le pas d'échantillonnage nous obtenons le système discret 7.82.

Nota : La discrétisation utilisée est une discrétisation d'Euler, elle constitue une approximation correcte du système continu à condition que le pas d'échantillonnage h reste petit par rapport à la dynamique du système.

$$\begin{cases} \frac{X(K+1)h - X(Kh)}{h} = AX(Kh) + Bi(Kh) \\ v(Kh) = CX(Kh) + Di(Kh) + E \end{cases} \quad (7.82)$$

Calcul des pertes d'une cellule NiMH 1.2V 13.5Ah

Compte tenu de l'expression 7.73, en conservant les notations précédentes et en introduisant la matrice F définie par 7.83.

$$F = \begin{pmatrix} \frac{1}{R_{tc}} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \frac{1}{R_1} & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & \frac{1}{R_N} \end{pmatrix} \quad (7.83)$$

Nous pouvons exprimer la puissance dissipée par les éléments résistifs de la cellule sous la forme 7.84.

$$P_J(t) = i(t)R_\Omega i(t) + X^T(t)FX(t) \quad (7.84)$$

Avec $X^T(t)$ le vecteur transposé de $X(t)$, la discrétisation de 7.84 est immédiate et conduit à l'expression quadratique 7.85.

$$P_J(Kh) = i(Kh)R_\Omega i(Kh) + X^T(Kh)FX(Kh) \quad (7.85)$$

7.6 Résumé des modélisations d'un accumulateur NiMH

Ce chapitre nous a permis d'appliquer des méthodes classiques employées en génie électrique à l'étude d'une cellule électrochimique NiMH 13.5Ah 1.2V.

Nous avons dans un premier temps distingué les phénomènes statiques des phénomènes dynamiques. Cette séparation nous a permis de justifier une première structure électrique équivalente pour représenter l'accumulateur NiMH. A partir de certaines hypothèses de travail et compte tenu de nos objectifs, nous avons simplifié cette première structure et défini deux nouvelles représentations.

Une première utilisant les dérivées non entières pour modéliser les phénomènes de diffusion agissant au coeur de la cellule. Cette structure est particulièrement appropriée pour la caractérisation dynamique de la cellule mais pose deux problèmes. Tout d'abord elle introduit une récurrence infinie, ensuite elle n'est pas explicite du point de vue énergétique. Pour lever ce premier obstacle nous avons utilisé un outil mathématique permettant le calcul en temps réel de tout opérateur fractionnaire : **Les réalisations**

diffusives". Pour lever le deuxième obstacle nous avons considéré une deuxième structure plus classique en circuits RC.

La structure récursive en réseaux RC se calcule facilement sous la forme d'un système d'état dont la dimension correspond au nombre de cellules utilisées dans le modèle. Plus la dimension du système est grande meilleure est la précision du modèle. Cependant un nombre limite doit être fixé pour ne pas pénaliser le calculateur.

La structure en série de circuits RC parallèles s'est imposée naturellement suite à la décomposition en série de la tangente hyperbolique utilisée comme modèle pour la diffusion. Les valeurs des composants de cette structure ont été déterminées par identification avec les mesures de spectroscopie. Ces valeurs auraient pu être déterminées de manière récursive par deux paramètres, l'un positionnant la pulsation de coupure, l'autre déterminant la pente [OUSTALOUP, 1995]. Vu sous cet angle, on s'aperçoit alors que la structure en série de circuits RC parallèle ne peut alors correctement approcher qu'une des deux asymptotes de pente $-n1.20$ dB/dec et $(n2-n1).20$ dB/dec qui caractérisaient la fonction de transfert d'ordre non entier utilisée dans la modélisation du phénomène de diffusion. Deux paramètres récursifs supplémentaires auraient permis une meilleure approche de ce phénomène dans les basses fréquences.

Nous avons comparé le temps mis par chaque algorithme pour calculer la réponse en tension d'une cellule NiMH 13.5Ah 1.2V SoC 60% au profil de courant de la figure 7.18. Les résultats présentés dans le tableau 7.3 ont été obtenus avec un PC de type Pentium IV 2.6Ghz, et le logiciel Matlab/Simulink R13.

Pas d'échantillonnage	h=0.05s	h=0.1s
Temps de calcul Réalizations Diffusives N=30, D=5	4.718s	1.016s
Temps de calcul Structure en circuits RC N=20 circuits	0.922s	0.2669s

TAB. 7.3 – Comparatif des temps de calculs propres aux réalisations diffusives et aux circuits RC.

Comme nous pouvons le constater, l'utilisation d'un schéma électrique équivalent à base de circuits RC permet de calculer la réponse en tension de la cellule cinq fois plus rapidement que la structure utilisant les réalisations diffusives.

7.7 Battery Management System : BMS

7.7.1 Rôle du BMS

Le terme système de gestion de batterie ou *battery management system (BMS)* en anglais, correspond à différentes significations [NOTTEN et al., 2002]. Ce terme peut correspondre, pour certains ingénieurs, à un système d'enregistrement, d'affichage de données batterie telles que les tensions, courants, températures, etc... Pour d'autres, le BMS est une fonction dont le rôle est de garantir le bon état de fonctionnement de la batterie (ex : système d'alimentation autonome pour parc informatique). Dans le cadre des systèmes à énergie électrique embarquée, et en l'occurrence pour le domaine automobile, le BMS doit répondre aux trois principaux objectifs qui sont :

- protéger les batteries de tout dommage (surcharge, température trop élevée,...)
- maintenir la batterie dans un état tel, que la batterie puisse assurer les fonctionnalités pour lesquelles elle est prévue.

- gérer de manière optimale l'utilisation de la batterie afin de la préserver et de rallonger ainsi sa durée de vie

La demande de BMS est de plus en plus présente chez les constructeurs pour les véhicules hybrides comme pour les véhicules classiques, mais pour des raisons différentes.

La multiplication des organes électrifiés à bord des automobiles et notamment des organes dits de sécurité (ABS, ESP, régulateur de vitesse, direction assistée,...), implique une prise en compte de la batterie dans le cadre de la sûreté de fonctionnement du véhicule. En effet que se passe-t-il en cas de défaillance électrique ? Dans bien des cas, notamment pour les organes de sécurité, la défaillance électrique, celle de l'actionneur, est prise en compte lors de la conception : par exemple la perte d'assistance électrique sur une direction assistée électrique ne doit provoquer qu'une perte de confort à basse vitesse mais en aucun cas la perte de direction. En revanche une défaillance de la batterie peut engendrer un dysfonctionnement de certains organes de sécurité dont l'utilisation occasionnelle voire exceptionnelle (ex : ABS) ne permet pas d'alerter le conducteur d'une défaillance éventuelle de son véhicule. Le dysfonctionnement de la batterie, masqué la plupart du temps par une génération électrique suffisante de l'alternateur, devient problématique lorsque l'alternateur fonctionne à basse vitesse et qu'il ne peut fournir dans ce cas la totalité de l'énergie demandée. La surveillance du réseau de bord, et par conséquent de la batterie, devient donc un problème de sûreté de fonctionnement. Dans ce cadre, on attend du BMS un rôle de diagnostic.

Si la défaillance de la batterie est généralement masquée par une génération électrique suffisante de l'alternateur pour l'alimentation des petits actionneurs, la surveillance de la batterie est primordiale dès lors qu'on souhaite hybrider la motorisation. La gestion optimale des modes hybrides implique une maîtrise de la connaissance de la charge de la batterie. En effet, il faut éviter la panne "sèche" d'énergie électrique qui ne permettrait pas le redémarrage du moteur thermique, ou éviter la surcharge des accumulateurs ce qui peut entraîner la dégradation voire la destruction de ces derniers, avec plus ou moins de conséquence selon la technologie de batterie utilisée.

La figure 7.24 illustre de manière schématique la constitution d'un pack de batteries haute tension dédié pour une application hybride. Cette figure montre notamment l'association des modules élémentaires constituant une batterie, mais également l'association de cette architecture matérielle à une architecture électronique et logicielle qui constitue le BMS.

- Des modules électroniques permettent le rééquilibrage des cellules mises en série afin d'assurer que chacune d'elles se trouvent dans le même état de charge. En effet, lors d'une mise en série de cellule, si l'une d'entre elle est défaillante, et présente une capacité plus réduite que les autres, alors bien qu'il passera la même intensité dans chaque cellule, toutes les cellules ne seront pas au même état de charge. A l'usage, le déséquilibre des cellules va s'accroître et dégrader les cellules déjà fragilisées ce qui entraînera un affaiblissement de la capacité totale du pack.
- D'autres modules électroniques interfacent la batterie avec la partie logiciel du BMS, notamment en renvoyant au travers d'un bus de terrain, toutes les informations inhérentes à chaque batterie (tension, courant et température) qui seront utilisées par le BMS. Grâce à ces informations, le BMS doit être capable d'évaluer l'état de charge et de santé de chaque cellule de manière à contrôler les rééquilibrages nécessaires et alerter d'éventuelles défaillances.
- La partie logiciel récupère les paramètres électriques de chaque cellule afin d'évaluer et surveiller les états de charge, de santé, la température du pack. Certaines de ces informations sont renvoyées vers les modules électroniques pour le rééquilibrage de telle ou telle cellule, mais la plupart sont renvoyées au système de gestion d'énergie contrôlant les modes de motorisation (électrique, hybride ou thermique).

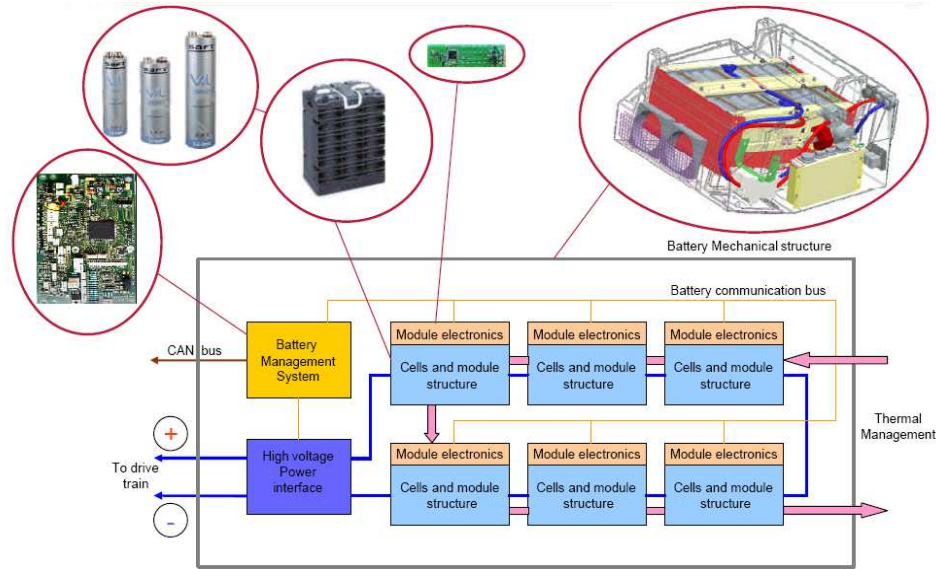


FIG. 7.24 – Constitution d'un pack batterie haute tension avec BMS pour application hybride (Document Saft)

7.7.2 Les estimations indispensables au BMS

L'estimation de certaines variables de la batterie comme l'état de charge (*State of Charge : SoC*), l'état de santé (*State of Health : SoH*), et l'état de fonctionnement (*State of Fonction : SoF*), constitue la partie importante de son système de diagnostic. En effet grâce à ces variables le système peut évaluer l'état de la batterie, prédire sa performance ainsi que les opérations d'équilibrage et de maintenance. De plus, une estimation précise de ces variables garantit la possibilité d'une gestion optimale des ressources stockées. Nous allons donc définir ces variables.

Etat de charge : SoC

L'état de charge est le rapport entre la quantité de charge actuelle disponible dans la batterie et sa quantité de charge nominale déterminée sous les conditions nominales de température :

$$SoC(t) = \frac{Q_{actuel}}{Q_{max}} = 1 - \frac{1}{Q_{max}} \int_{t_0}^t Idt \quad (7.86)$$

Cette variable est positive et comprise entre 0 et 1 (0 et 100%).

La surveillance de la charge des accumulateurs utilisés dans des applications embarquées du type téléphone ou ordinateur portable est largement employée. L'indication d'une jauge d'état de charge présent sur ces appareils est connu de chacun de nous. L'indication de la charge est issue généralement d'un simple comptage coulomb métrique effectué par des composants électroniques dédiés à ce travail. Pour les plus sophistiqués d'entre eux, le calcul tient également compte de la mesure de température, ainsi que de la courbe de tension à vide de la batterie. La détermination de la fin de décharge (SOC 0%) est évalué à partir de la courbe de tension à vide auquel on retranche une chute de tension due à l'impédance interne. La réinitialisation du compteur coulomb métrique (à SOC 100%) est effectuée

lors de la recharge. Par exemple, pour le Li-ion, la recharge utilise le protocole *CCCV* (*Constant Current Constant Voltage*), c'est à dire que pendant la phase *CC* on recharge la batterie avec un courant constant, fixé par le constructeur de la batterie, jusqu'à atteindre une tension de seuil. Une fois celle-ci atteinte, on continue la charge tout en régulant la tension, le courant va alors progressivement diminuer. Lorsque le courant s'annule (ou atteint une valeur minimale), les 100% de la capacité nominale sont atteints (Fig. 7.25). Puisque les appareils portables ne sont pas des générateurs, le protocole *CCCV* permet une réinitialisation fiable du comptage coulomb métrique.

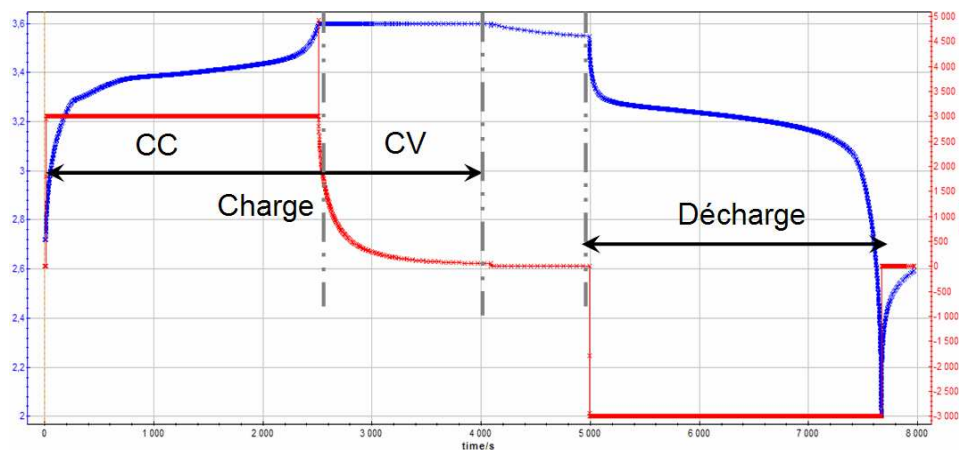


FIG. 7.25 – Protocole *CCCV* d'une charge de batterie Li ion

Ce principe de comptage coulomb métrique a priori transférable pour les systèmes de plus forte tension, présente quelques limitations pour une utilisation en traction hybride :

- Tout d'abord, le pack de batteries d'une chaîne de traction hybride n'est jamais rechargée à 100%, mais plutôt maintenue entre 50 et 80% (Fig. 7.26). La détermination d'un état de charge de référence est donc problématique pour les applications véhicules hybrides contrairement aux applications véhicules électriques qui bénéficient de recharges complètes régulières [CAUMONT, 1997][ALZIEU et al., 1997].
- En cours d'utilisation, les charges alternent avec les décharges avant même d'atteindre un niveau de charge fixé. L'étalonnage de la capacité nominale ne peut donc être établie suivant un protocole de recharge *CCCV*. La détermination de la capacité nominale est problématique sachant que celle-ci varie au fur et à mesure du vieillissement de l'accumulateur.
- De plus, étant donné la composition d'un pack batterie à partir de plusieurs modules eux mêmes composés de plusieurs éléments, il faut tenir compte de la diversité des températures au sein du pack.
- Un autre point délicat est la prise en compte du vieillissement. Étant donné le peu de recul vis-à-vis du vieillissement des packs de batterie en usage hybride (surtout pour la technologie Li ion), celui ci est pour l'instant difficilement appréciable. Il l'est d'autant plus qu'il dépend de nombreux paramètres liés aux conditions d'utilisation (T° , humidité, multitudes des cycles de conduite à différents état de charge, pendant plusieurs années en usage comme au repos (parking), ...). Le vieillissement agissant principalement sur la perte de capacité et l'augmentation de l'impédance de la batterie, il est donc indispensable de mettre au point des techniques de détermination de ces paramètres en ligne.

L'énumération des difficultés liées à la détermination de l'état de charge absolu d'un pack batterie

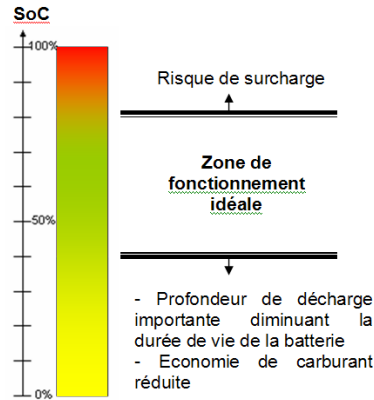


FIG. 7.26 – Zone de fonctionnement des accumulateurs pour la traction hybride électrique

utilisé au sein d'une motorisation hybride, montre à quel point la mise au point d'un BMS peut être délicat.

Etat de santé : SoH

L'état de santé (SoH) peut être défini comme le rapport entre la quantité maximale de charge que la batterie actuelle (old) peut fournir, et la quantité maximale de charge d'une batterie neuve (fresh) sous les mêmes contraintes d'états de charge, de température et pour un même profil de puissance. Cette variable décrit le degré de dégradation de la batterie. Cette variable est également positive et comprise entre 0 et 1 (0 et 100%).

$$SoH(t) = \frac{Q_{tot/old}}{Q_{tot/fresh}} \quad (7.87)$$

Cette définition peut être contestée dans la mesure où la dégradation de la batterie peut avoir de nombreuses causes et des effets différents (perte de capacité, perte de puissance, augmentation de l'autodécharge, ...)[VETTER et al., 2005]. C'est pourquoi, on ne peut pas considérer que la dégradation s'effectue de manière identique (en même temps) et donc de manière proportionnelle sur la capacité et sur l'impédance. La perte de capacité nominale engendrera une réduction d'autonomie alors qu'une augmentation de l'impédance (résistance interne) limitera la puissance disponible.

Etat de Fonctionnement : SoF

L'état de fonctionnement (SoF) décrit l'aptitude de la batterie à fournir l'énergie ou la puissance nécessaire pour réaliser une action spécifiée (démarrage, éclairage, assistance électrique, etc.). Il représente une combinaison du SoC et SoH (Fig. 7.27)

7.8 Observateur d'état de charge

Comme nous venons de l'évoquer au travers des définitions des états de charge, de santé et de fonctionnement, la caractérisation des paramètres physiques de la batterie apparaît comme déterminante pour la précision du fonctionnement du BMS. Cette détermination est d'autant plus délicate qu'elle doit être réalisée en temps réel et en cours d'utilisation, avec des conditions d'utilisation très variées. Nous proposons donc un observateur d'état de charge basé sur la modélisation du comportement dynamique de la batterie.

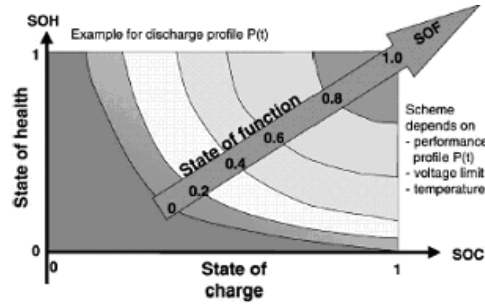


FIG. 7.27 – *SOF en fonction de SoC, SoH, à température et pression données* (source : [MEISSNER and RICHTER, 2003])

7.8.1 Méthodes de détermination de l'état de charge

Plusieurs méthodes peuvent être utilisées pour déterminer l'état de charge d'un accumulateur :

- comptage coulomb métrique
- mesure de tension à vide
- mesure d'impédance.

La manière la plus naturelle pour établir l'état de charge consiste à compter la quantité de coulomb entrant et sortant de la batterie :

$$\Delta Q = \int_{t_0}^{t_1} Idt \quad (7.88)$$

Toutefois, pour être significatif, ce comptage doit tenir compte du rendement faradique de la batterie qui évolue, entre autre, en fonction de l'amplitude du courant injecté ou débité. L'ajustement de ce coefficient en dynamique est d'autant plus délicat que les variations d'amplitudes de courant sont grandes. De plus, bien que le comptage coulomb métrique soit souvent employé en ligne, en supposant généralement un rendement faradique unitaire, il ne permet que d'évaluer des variations relatives d'état de charge, mais ne permet pas de déterminer l'état de charge initial. Afin d'établir un état de charge de référence, cette méthode doit être accompagnée d'une mesure de potentiel d'équilibre. Cette mesure nécessite un repos de la batterie de plusieurs heures après utilisation. La tension ainsi mesurée en circuit ouvert correspond au potentiel d'équilibre proportionnel au potentiel chimique présent au sein de l'accumulateur et fonction de l'état de charge. La corrélation avec l'état de charge peut être établie à condition de posséder la courbe d'évolution du potentiel d'équilibre en fonction de l'état de charge. Ce relevé est étalonné à partir d'une charge et décharge complète de la batterie au cours desquelles on relève les potentiels d'équilibre à différents états de charge avec la batterie maintenue au repos au moins deux heures à chaque mesure de tension à vide. L'état de charge est alors calculé par rapport au nombre d'ampères heures chargés ou déchargés entre deux mesures de potentiel d'équilibre. L'état de charge 0% est référencé par rapport à la tension de cut off et l'état de charge 100% par rapport à la quantité chargée correspondant à la capacité nominale de l'accumulateur.

Une autre méthode possible repose sur l'analyse de l'impédance de la batterie relevée à différentes fréquences. L'impédancemétrie permet de caractériser certains paramètres internes des batteries ou tout au moins de leurs modèles équivalents. Étant donné que les paramètres internes de la batterie évoluent (entre autres) en fonction de l'état de charge, il est possible d'utiliser une méthode basée sur l'analyse de l'impédance pour évaluer l'état de charge [SABATIER et al., 2006]. Elle est cependant délicate à implanter dans une application embarquée, d'autant plus que les caractéristiques de l'impédance évoluent au fur et à mesure du vieillissement, ce qui implique un étalonnage régulier.

Nous proposons l'utilisation d'un observateur de Kalman qui utilise les avantages des trois méthodes brièvement décrites ci dessus. L'utilisation d'un filtre de Kalman pour cette application est assez récente [PLETT, 2004]. La difficulté réside essentiellement dans la définition d'une structure de modèle suffisamment simple pour une implantation en temps réel, mais suffisamment sophistiquée pour rendre compte des principaux phénomènes électrochimiques.

7.8.2 Equation d'état de l'observateur

La structure de l'observateur d'état de charge est présentée (Fig. 7.28). Le courant appliqué à la batterie est mesuré, puis envoyé sur le modèle de batterie. L'erreur entre la tension batterie mesurée et celle estimée par le modèle est ensuite utilisée pour corriger les états du modèle de la batterie via le gain de correction K dont la valeur est ajustée par l'algorithme du filtre de Kalman.

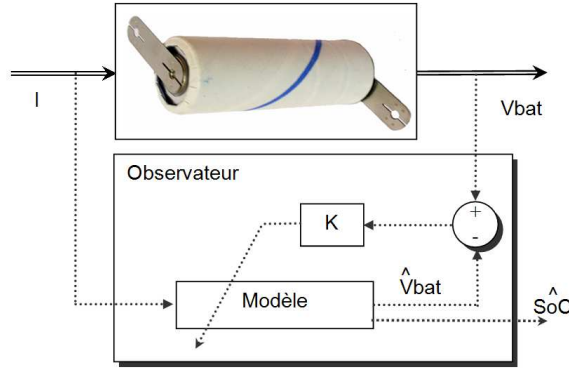


FIG. 7.28 – Structure de l'observateur d'état de charge

Le modèle d'état est présentée ci dessous 7.89. Le modèle de la batterie utilisé est conforme à celui d'une structure en circuits RC parallèle. Son équation d'état est étendue à la variable état de charge. Cette variable pourra donc être corrigée par l'algorithme du filtre de Kalman, et par conséquent observée.

$$\left\{ \begin{array}{l} \begin{bmatrix} vtc_{k+1} \\ v1_{k+1} \\ v2_{k+1} \\ \vdots \\ v5_{k+1} \\ SoC_{k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 - \frac{T_e}{RtcCd} & & & & & \\ & 1 - \frac{T_e}{R1C} & & & & \\ & & 1 - \frac{T_e}{R2C} & & & \\ & & & \ddots & & \\ & & & & 1 - \frac{T_e}{R5C} & \\ & & & & & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} vtc_k \\ v1_k \\ v2_k \\ \vdots \\ v5_{k+1} \\ SoC_k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{T_e}{Cd} \\ \frac{T_e}{C} \\ \frac{T_e}{C} \\ \vdots \\ \frac{T_e}{Cn} \end{bmatrix} I_k \\ \\ Vbat_k = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} vtc_k \\ v1_k \\ v2_k \\ \vdots \\ v5_{k+1} \\ SoC_k \end{bmatrix} + R_\Omega I_k + Eeq_k \end{array} \right. \quad (7.89)$$

L'ajustement des variables d'état est assuré par l'algorithme du filtre de Kalman présenté au chapitre précédent. Nous allons détailler les réglages du filtre de Kalman utilisé.

7.8.3 Réglage du filtre

Réglage de la matrice R

Afin de procéder au réglage de la matrice R des bruits de mesure, on effectue un échantillonnage de la mesure de la tension batterie pendant une phase de repos. On élimine la valeur de la tension à vide par un calcul de la valeur moyenne, puis on trace l'histogramme de ce relevé. La figure 7.29 montre que ce genre de tracé s'apparente à une gaussienne (centré sur 0 après avoir retranché la valeur du potentiel d'équilibre) dont on peut déterminer la variance qui servira à initialiser la matrice R telle que :

$$R = \sigma_{Vbat}^2 \quad (7.90)$$

Dans l'exemple illustré par la figure 7.29, on estima la valeur de σ_{Vbat} à environ $10^{-4}V$. Dans cette illustration, la mesure et la sollicitation ont été réalisées par l'appareil d'impédancemétrie *Biologic* : comme il s'agit d'un appareil de mesure assez sophistiqué, le niveau de bruit est très faible. Dans le cadre d'une application de puissance de type chaîne de traction, la valeur de σ_{Vbat} sera vraisemblablement plus élevée en raison des bruits issus de perturbations conduites générées en cours d'utilisation de la batterie par le convertisseur de puissance.

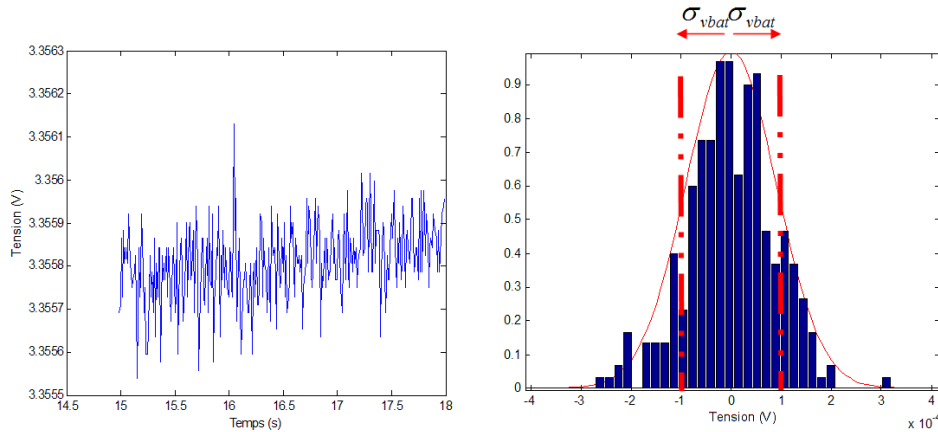


FIG. 7.29 – Histogramme de la tension batterie en vue du réglage de la matrice R au sein du filtre de Kalman

Réglage de la matrice Q

Contrairement à la matrice R dont le réglage s'appuie sur l'analyse de la mesure de la tension batterie, il est difficile de déterminer une valeur précise de la variance de chacune des composantes de la matrice Q des bruits d'états, pour la raison que nous ne disposons pas de mesures physiques de ces états, qui pour la plupart ne correspondent qu'à des états d'un modèle de plusieurs phénomènes électrochimiques. Dans ces conditions pour évaluer écarts types des tensions de chaque circuit RC du modèle du phénomène de diffusion, il faut évaluer dans un premier temps la valeur de ces tensions, puis estimer un pourcentage de ces tensions comme valeur possible de bruit sur ces tensions.

Pour le bruit sur la grandeur d'état SoC , cela est un peu différent. Etant donné que cette grandeur d'état est celle que nous cherchons à observer, alors nous pouvons agir sur la valeur de σ_{SoC} pour donner plus ou moins de dynamique à l'observateur. Ainsi, si nous attribuons une petite valeur à σ_{SoC} , la progression du SoC estimé vers le SoC réel sera plus lente que si la valeur est plus grande.

Réglage de la matrice P_0

Il reste enfin à initialiser les valeurs de la matrice de covariance d'état P_0 . On peut utiliser le même réglage que pour la matrice Q . Cela ne pose pas de problème particulier pour les tensions de transfert de charge et de diffusion, puisqu'elles sont supposées nulles à l'initialisation du filtre de Kalman, par conséquent les covariances d'erreurs initiales ne devraient pas être plus élevées que les covariances de bruit sur ces états. En revanche pour le SoC, comme on peut supposer une infinité d'initiation possible pour la grandeur d'état SoC_0 , on peut supposer une erreur initiale sur le SoC de 100% : par conséquent, on peut donc attribuer à la covariance initiale d'erreur sur l'état de charge, une valeur maximale $\sigma_{SoC} = 100$. Dans ce cas, cela aura pour effet de rendre également plus dynamique la convergence vers la valeur réelle de l'état de charge.

7.8.4 Validations expérimentales

La figure 7.30 montre pour des réglages similaires des matrices P_0 , Q et R , une convergence similaire vers l'état de charge réel, malgré une initialisation différente de l'état de charge programmé dans le filtre de Kalman. La valeur initiale réelle de l'état de charge, se trouve à 90% alors que le filtre est respectivement initialisé soit à 5% soit à 95%. On peut voir sur la figure de droite, l'erreur d'estimation reste inférieure à 5% entre le SoC réel et sa valeur estimée, ce qui permet de valider la bonne identification des paramètres du modèle dynamique.

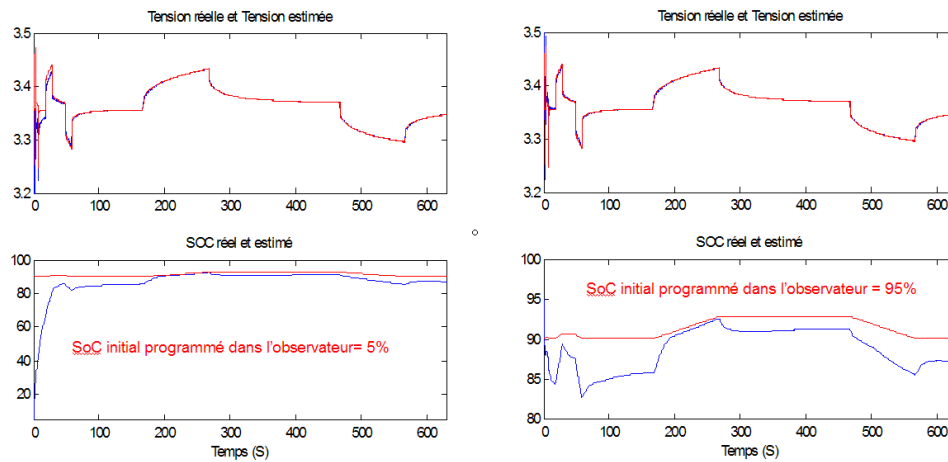


FIG. 7.30 – Résultats d'observation pour 2 états initiaux différents

Là où l'erreur est la plus grande correspond aux zones où la batterie n'est pas sollicitée. Dans ces zones de relaxation, le modèle de la diffusion étant limité par un nombre restreint de circuits RC, il est par conséquent difficile d'obtenir des informations fiables de la tension batterie permettant de remonter à une estimation non erronée de l'état de charge.

Le point de fonctionnement à SoC 90% a été volontairement choisi pour sa non linéarité dans l'évolution de la tension à vide en fonction du SoC. Sur la figure 7.31, on peut s'apercevoir que l'évolution du SoC de 90% à 95% engendre une variation de tension d'équilibre 3 fois plus importante que pour un passage de 85% à 90%. Il n'est donc pas étonnant que lors des phases de relaxation, l'imprécision du modèle engendre par voie de conséquence des erreurs sur l'état de charge de l'ordre de 5%.

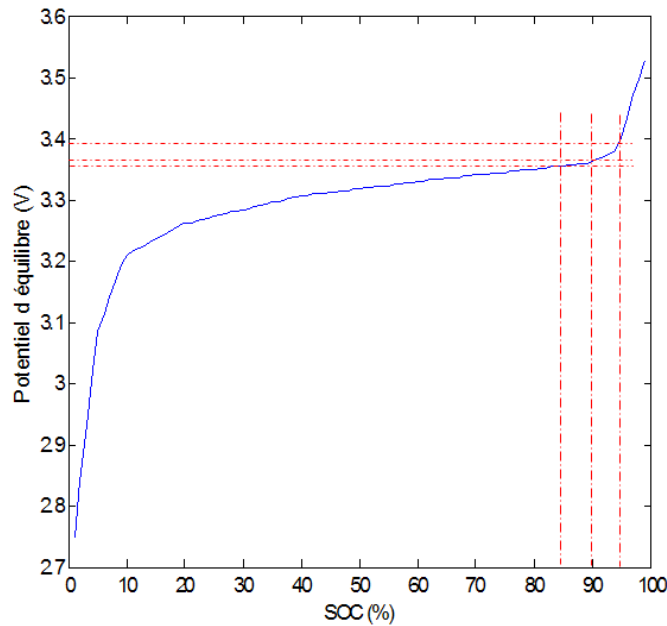


FIG. 7.31 – Courbe de l'évolution de la tension à vide en fonction du SoC

7.9 Prise en compte de l'évolution des paramètres

Comme nous venons de le voir, au travers des précédentes sections, il est possible de modéliser correctement le comportement dynamique de la batterie grâce à la caractérisation de son impédance et de l'évolution de la tension d'équilibre en fonction de l'état de charge. Grâce à une modélisation fidèle de ces caractéristiques, nous avons montré qu'il était possible de déterminer de manière absolue l'état de charge d'une batterie avec une précision relativement correcte (moins de 5% d'erreur).

Le challenge à relever, consiste donc à garantir cette précision pour des batteries dont les caractéristiques évoluent au cours du temps. L'évolution des caractéristiques peut être due soit à une variation de la température (température ambiante ou échauffement de la batterie), soit à un vieillissement de la batterie modifiant les caractéristiques de celle-ci.

7.9.1 Prise en compte de la température

La manière la plus simple de prendre en compte la température consiste effectivement à mesurer celle-ci grâce à un capteur, puis de tabler les différentes caractéristiques (impédance, tension d'équilibre) en fonction de la température. Cette caractérisation peut être effectuée à l'aide d'une étuve, cependant les caractéristiques ne seront valables que dans le cas où tout le volume de la batterie est à une température homogène. Dans le cadre d'une application, les transferts de chaleur feront apparaître une distribution non homogène de température au sein même de la batterie. Pour caractériser au mieux la dynamique de la batterie, il convient donc de tenir compte de cette distribution spatiale de température et de la géométrie des électrodes pour rendre compte plus finement d'une température moyenne. Un modèle thermique est donc indispensable, cependant il doit être le plus simple possible pour pouvoir être implanté dans un processeur du BMS. Dans le cadre du projet DIVA, nous avons procédé à la structuration d'un modèle thermique que nous avons simplifié (Fig.7.32), sous l'hypothèse d'uniformité de la température sur les différentes surfaces de la batterie.

Les paramètres du modèle simplifié ont été identifiés à l'aide de relevés de température en surface ainsi qu'au cœur de la batterie, grâce notamment à un thermocouple inséré sous boîte à gants au

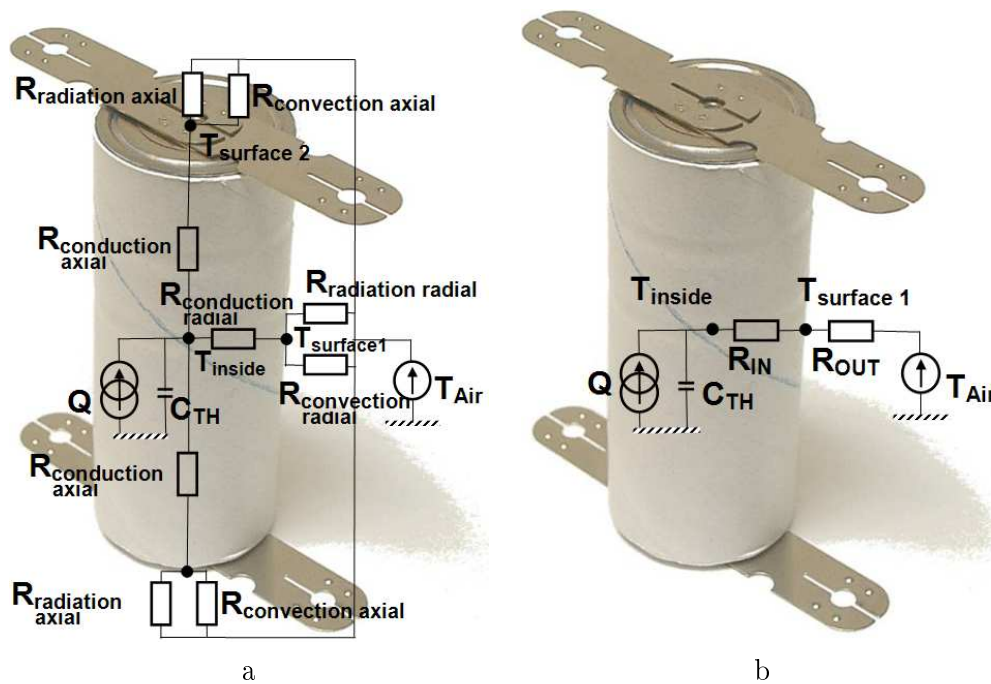


FIG. 7.32 – Modèles thermique complet et simplifié

centre de la batterie (Fig.7.33).

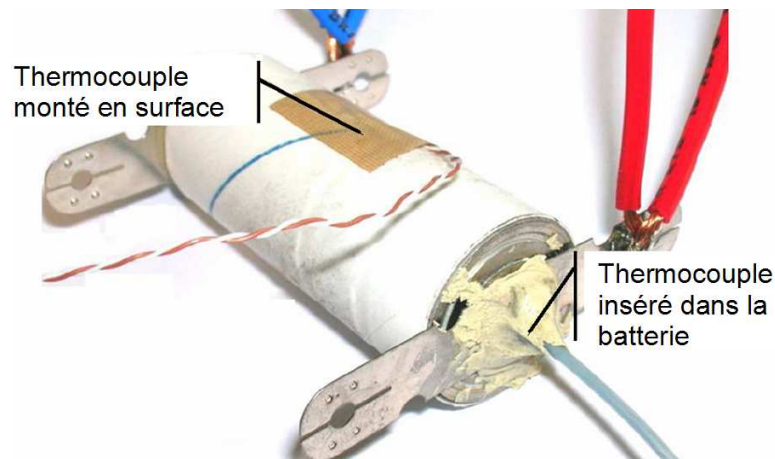


FIG. 7.33 – Batterie instrumentée pour l'identification du modèle thermique

Nous avons montré, que la précision sur les paramètres identifiés était suffisante pour utiliser le modèle thermique en vue d'une estimation de la température interne simplement à partir d'une mesure de température en surface. Ceci a été validé sur une séquence thermique d'une batterie placée à $40^{\circ}C$ est sollicitée à des impulsions de courant d'amplitude $\pm 10A$ à $\pm 20A$ (Fig. 7.34). Les erreurs d'estimation de la température interne en fonction de la température de surface sont, dans cette séquence, restées inférieures à $1,5^{\circ}C$.

Les travaux sur la détermination de la distribution de température au sein de la batterie sont actuellement en cours ; ils ne figureront donc pas dans ce mémoire.

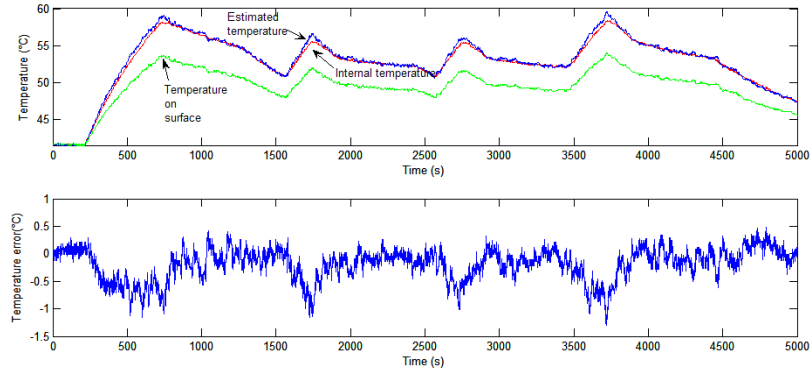


FIG. 7.34 – Validation de l'estimation de la température interne sur une séquence thermique

7.9.2 Prise en compte du vieillissement

Au fur et à mesure de l'utilisation de la batterie, les caractéristiques de l'impédance de celle-ci vont évoluer. Ils convient donc de mettre en oeuvre, des techniques de caractérisation en ligne de manière à récupérer *in situ* l'impédance réelle à n'importe quel moment de la vie de la batterie. Nous avons donc commencer à exploiter les possibilités d'adapter les paramètres (résistances et capacités) du modèle de la batterie. Afin de limiter l'extension des équations d'état, nous avons utilisé les définitions des résistances et capacités en fonction des deux termes $k1$ et $k2$ définis par l'équation 7.72. Ainsi, le modèle d'état est étendu aux paramètres $k1$ et $k2$ sur lesquels on suppose des bruits d'état $vk1$ et $vk2$.

$$\begin{cases} V1_{k+1} = (1 - \frac{T_e}{R1C1})V1_k + (\frac{T_e}{C1})I_k + vV1 \\ V2_{k+1} = (1 - \frac{T_e}{R2C2})V2_k + (\frac{T_e}{C2})I_k + vV2 \\ \dots \\ k1_{k+1} = k1_k + vk1 \\ k2_{k+1} = k2_k + vk2 \end{cases} \quad (7.91)$$

avec la tension batterie égale à :

$$Vbatt_k = V1_k + V2_k + \dots + R_{\Omega}I(k) \quad (7.92)$$

Un filtre de Kalman peut alors être utilisé pour ajuster les paramètres $k1$ et $k2$, desquels on en déduit les valeurs des résistances et capacités qui représentent les phénomènes de diffusion. La résistance de connectique et d'électrolyte peut être déterminée à partir d'une mesure volt ampèremétrique à partir d'un échelon de courant imposé à la batterie.

Nous avons testé cette méthode de caractérisation en ligne sur une batterie Li ion A123. La figure 7.35 représente les résultats des tracés de Nyquist obtenus à partir des termes $k1$ et $k2$ estimés pour des modèles à deux ou quatre cellules RC . Pour les essais, le phénomène de transfert de charge a été négligé en raison de la rapidité de ce phénomène ; par conséquent, dans les essais la résistance de connectique et d'électrolyte englobe la résistance de transfert de charge.

Les résultats montrent clairement les difficultés à modéliser le phénomène de diffusion avec un modèle limité en nombre de cellules. La méthode proposée a cependant le mérite de permettre la caractérisation en ligne, ce qui permet de s'affranchir d'une tabulation des caractéristiques de l'impédance en fonction de nombreux paramètres (SoC, température, vieillissement, intensité,...).

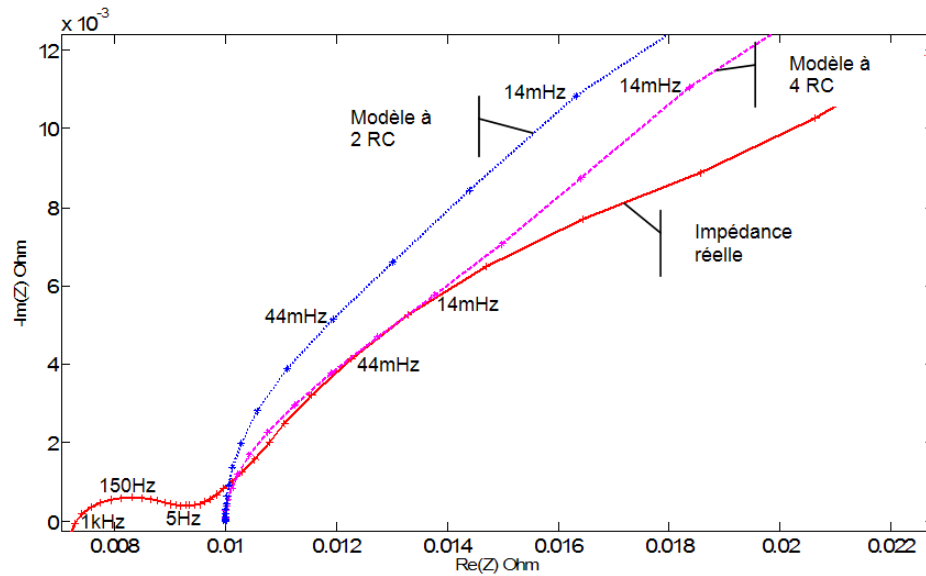


FIG. 7.35 – Résultats d'identification en ligne de l'impédance à partir de modèles à 2 ou 4 cellules RC

7.10 Perspectives

Les résultats encourageants sur les travaux amorcés sur la modélisation thermique laissent entrevoir de nombreuses perspectives à très court termes :

- Détermination de la distribution spatiale de la température interne de la batterie
- Couplage de la distribution spatiale avec la répartition géométrique des électrodes
- Evaluation de l'échauffement à partir du modèle à constantes localisées représentant les principaux phénomènes électrochimiques

Le renforcement de la connaissance sur le comportement dynamique de la batterie tant du point de vue des phénomènes électrochimiques que des couplages thermiques vont permettre d'améliorer les systèmes de surveillance de batterie que ce soit pour l'état de charge ou l'état de santé.

Les perspectives à plus long terme vont consister à exploiter les modèles dynamiques et leurs couplages afin d'optimiser la gestion de l'énergie embarquée [SAISSET, 2004]. L'exploitation d'un modèle thermique pourra entre autres permettre de dimensionner les systèmes de refroidissement de l'accumulateur en vue de limiter les effets néfastes de l'échauffement sur le vieillissement de la batterie, mais également d'optimiser les lois d'utilisation de la batterie en traction hybride ou électrique.

Les efforts sur la modélisation des principaux phénomènes, s'inscrit donc bien dans le cadre d'une approche système de la conception, cadre bien plus vaste que la simple utilisation des modèles en vue de la simulation ou l'observation.

Quatrième partie

Synthèse

Chapitre 8

Bilan

8.1 Résumé des travaux

Ce mémoire a présenté une synthèse de mes travaux de recherche, dont la rédaction s'est organisée autour d'un fil conducteur : l'identification. En effet, l'ensemble de mes travaux a été consacré à la modélisation de système en vue de leur commande, et se sont orientés sur des problématiques d'applications temps réel qu'il s'agisse de développement :

- de modèles fiables et simples.
- de méthodes d'identification en ligne

Les travaux de structuration de modèles ont commencé au cours de ma thèse de doctorat. A l'époque nous avons montré comment utiliser des modèles inverses pour la commande de systèmes électromécaniques non linéaires, en utilisant l'inversion de graphes de causalité. L'originalité de ma thèse avait porté à l'époque, sur l'utilisation de réseaux artificiels de neurones pour modéliser ces fonctions inverses et sur la structuration du réseau de neurones afin qu'il soit facilement implanté sur ordinateur embarqué. A partir de mesures recueillies sur l'ensemble de l'espace de fonctionnement, et grâce à un système d'apprentissage adapté, nous avons montré comment établir **un modèle stochastique sans avoir recours ni aux équations qui régissent le système, ni aux valeurs des paramètres de ces équations.**

A mon arrivée au LEC, j'ai participé à la mise oeuvre sur DSP d'observateurs temps réel pour l'observation des paramètres électriques d'une machine asynchrone, de sa vitesse ou de son couple. Ces travaux menés par Luc LORON ont été mis en oeuvre dans le cadre de la thèse d'Ismael ZEIN.

Suite aux bons résultats obtenus en laboratoire, le principe de l'observation a été étendu à la surveillance de la température de la machine. En laboratoire, sur des régimes de fonctionnement dynamiques et avec une instrumentation adéquate, les résultats ont également été au rendez-vous. Ce principe a été adapté à la surveillance thermique d'un alterno-démarreur intégré. Dans le cadre de cette application, les régimes stabilisés de fonctionnement et une résolution insuffisante du capteur de vitesse embarqué ont mis en défaut le principe d'observation pourtant validé en laboratoire. C'est dans cette application que **nous avons contraint l'observateur à utiliser un renforcement de la connaissance du système par le biais d'un modèle *a priori*.** Ce principe a permis de rendre cohérentes les observations effectuées malgré une perte de sensibilité de certains paramètres.

Ces travaux ont, à la même période, trouvé un écho favorable pour la détermination des lois optimales de contrôle. En effet, celles ci ont été conçues à partir de simulations fines de l'alterno démarreur intégré, dans lesquelles nous devons prendre en compte la saturation magnétique. Ma contribution, a

donc été de sensibiliser VALEO, par le biais de Pascal LY et au travers de sa thèse, à la problématique de l'identification de paramètres à la fois du point de vue métrologique que du traitement des signaux recueillis, afin de caractériser au mieux les paramètres non linéaires de leur machine.

Ma contribution à l'identification et la commande d'actionneur électromécanique, s'est inscrit dans la continuité de travaux déjà en cours au LEC. **Ma contribution personnelle pleine et entière a vraiment débuté au LEC au travers de la modélisation de batteries** dédiées aux applications véhicules hybrides électriques. Le premier objectif que nous nous sommes fixés était la modélisation des phénomènes électrochimiques statiques et dynamiques. Les résultats très satisfaisants obtenus dans le cadre de la thèse d'Emmanuel KUHN ont donc conduit à la poursuite des investigations notamment dans le cadre de l'utilisation de ces modèles au sein d'observateur pour la surveillance de la gestion d'énergie d'une part, et d'autre part pour déterminer les mécanismes de vieillissement de batteries en application véhicules hybrides électriques. Les perspectives en cours et à venir sont détaillées dans le chapitre suivant.

Ce qui apparaît *in fine* dans tous ces travaux est **une démarche de modélisation basée sur l'expérimentation**. Contrairement, aux démarches classiques qui consistent à définir des modèles issus de simulations numériques telles que des simulations par éléments finis, nous avons proposé une démarche inverse. A partir d'un système existant, et d'un échantillonnage (cartographie) de celui ci, nous essayons de définir des méthodes pour proposer une structuration mathématiques des équations d'un modèle, puis une identification des paramètres de ce dernier. Cette démarche n'est certes pas complètement nouvelle puisque bien souvent utilisée pour corroborer des résultats de conception de machines électriques issues de simulations numériques par éléments finis.

Dans les applications de motricité à énergie électrique embarquée qui nous concernent au LEC, notre approche de modélisation à partir de données expérimentales a été motivée par la formulation de modèles de systèmes multiphysiques pour lesquels nous n'avons pas forcément l'expertise pour tous les constituants de ce système : je pense en l'occurrence aux batteries qui à elles seules constituent un système à part entière (électrique, chimique, thermique). De plus, les modèles formulés doivent être d'ordre le plus réduit possible afin de pouvoir être implantés en temps réel.

Une telle approche empirique a permis la formulation des lois fondamentales de la physique, et il serait prétentieux de ma part de vouloir en éditer de nouvelles ! Cependant, certains domaines sont encore mal définis, notamment lorsqu'il s'agit de formuler les effets combinatoires (et bien souvent non linéaires) de plusieurs phénomènes physiques sur un système. Par exemple, si nous souhaitons quantifier les effets de vieillissement calendaire et de cyclage sur une batterie, l'approche expérimentale est incontournable pour tenter de formuler des lois empiriques qu'il est impossible, à l'heure actuelle, d'exprimer théoriquement.

8.2 Faire converger l'originalité et le pragmatisme

Comme je viens de le résumer dans la section précédente, mes travaux ont débuté par la modélisation à base de réseaux de neurones. Cette thématique très attrayante, surtout à la fin des années 90, apparaissait comme la panacée dans le domaine du contrôle. Or, bien qu'on rencontre des non linéarités dans les commandes d'actionneurs électromécaniques, un surcoût nécessaire à l'implantation de telles commandes neuronales ne se justifient pas dans la plupart des applications rencontrées où une commande classique à base de PID fait tout aussi bien l'affaire.

A mon arrivée au LEC, j'ai été confronté à des problématiques très concrètes et très orientées équipementier automobile. A l'heure actuelle, la majorité des systèmes électromécaniques embarqués dans l'automobile fonctionnent avec des commandes pré calculées afin de privilégier des processeurs peu

performants et donc à faible coût (de même pour les capteurs). Difficile dans ces conditions d'amener des commandes sophistiquées, sachant que pour les constructeurs automobiles, le maître mot reste le coût, et que la robustesse est privilégiée devant la performance. Cette hiérarchie est parfois remise en cause en raison de défaillances, des connectiques par exemple dues aux nombreuses vibrations mécaniques. L'utilisation de commande à base d'observateur propose une alternative intéressante pour accroître la fiabilité des commandes. Cependant bien que le principe de commande sans capteur à base d'observateur semble une solution élégante et idéale, on ne constate pas pour autant d'envolée de ce genre de solutions. Plusieurs raisons peuvent être invoquées :

- le rapport prix robustesse n'est pas toujours en faveur de l'observateur
- les systèmes sont souvent trop complexes à modéliser : la suppression d'un capteur grâce à l'observateur nécessite parfois le rajout d'un autre capteur pour pouvoir prendre en compte l'évolution du modèle en fonction de variables qu'il est trop complexe d'observer : la température sous un capot moteur par exemple. Dans ce cas, le bénéfice tant du point de vue coût que de la fiabilité globale n'est pas garanti
- la validité des observations sur toute la plage de fonctionnement n'est pas garantie en raison de pertes de sensibilisation des paramètres observés, (singularité de la vitesse nulle par exemple)
- les modèles utilisés sont souvent issus de caractérisation de systèmes sortis d'usine, donc neufs : les évolutions des paramètres sont alors rejetées dans les incertitudes de mesures, et le vieillissement n'est pas ou mal pris en compte.

A ce constat, un observateur idéal doit ***garantir la confiance dans les observations sur toute la plage de fonctionnement et tout au long de la vie du système***. Généralement, trois techniques peuvent être envisagées pour redonner de la confiance dans les observations effectuées :

- **l'injection de signal** qui permet de sensibiliser les paramètres déterminants qui ne seraient pas sensibilisés par les sollicitations naturelles de l'application.
- **la fusion d'information** qui par redondance d'observations et de mesures permet de rendre robuste la surveillance d'un système. Cette technique est notamment utilisée pour la géolocalisation satellitaire de véhicules.
- **le renforcement de la connaissance** consiste à utiliser un modèle du système identifié hors ligne, et le réutiliser au sein de l'observateur pour contraindre celui-ci à estimer des grandeurs cohérentes avec le système réel.

Les travaux qui ont jusqu'ici été réalisés au sein du laboratoire ont porté essentiellement sur des **systèmes supposés stationnaires**, notamment des machines électriques. Dans ces conditions, la problématique de la confiance se restreint au domaine de l'espace de fonctionnement. La perte de confiance en raison de perte de sensibilité peut être compensée par un renforcement de la connaissance du système à l'aide d'un modèle "a priori".

Si désormais, nous souhaitons envisager l'observation de systèmes évolutifs, il est évident qu'on ne pourra plus se contenter de modèles tabulés. Une identification en ligne par le biais de techniques d'injection de signal pourra alors contribuer à la caractérisation de certains paramètres. Il faudra également vérifier si la structure mathématique du modèle reste valide au cours de l'évolution du système. Des réseaux artificiels de neurones, pourraient être mis à contribution pour réaliser le morphisme du modèle. Pour les actionneurs électriques, l'association de telles techniques n'ont pas beaucoup d'intérêt, pour la surveillance de batteries tout au long de leur vie, elle devient quasi incontournable.

Chapitre 9

Perspectives

A la lumière du bilan que je peux effectuer sur mes travaux de recherches depuis ma nomination au sein du LEC, j'envisage de poursuivre mes actions entreprises dans le cadre de la modélisation et l'identification de systèmes.

Il me semble en effet que le rôle des observateurs dans le domaine des systèmes à énergie électrique embarquée, est encore trop minime alors qu'il pourrait contribuer à une amélioration pertinente de commandes d'actionneurs utilisant jusqu'ici des capteurs à bas coût. Cependant, les commandes basées sur l'observation souffrent, comme nous l'avons évoqué dans ce mémoire, d'un manque de robustesse lié soit à l'évolution des paramètres du système (ex : variation thermique), de l'évolution du système lui même (ex : vieillissement), ou à cause d'une perte de confiance liée à une désensibilisation de tel ou tel paramètre. Une des solutions envisagées a consisté à renforcer la connaissance de l'observateur par un modèle *a priori*. Celui ci rend compte de non linéarités ou d'évolution de paramètres propres au système étudié obligeant ainsi l'observateur à identifier une solution correspondante à la réalité du système étudié. Ce renforcement de la connaissance passe irrémédiablement dans l'approfondissement de la modélisation des phénomènes physiques du système étudié, dont la complexité des phénomènes physiques et de leur couplage mettent en lumière les difficultés et les limites d'une représentation.

La représentation se heurte en effet à la nécessité de réduction dimensionnelle et réduction d'ordre, indispensable en vue de l'implantation du calcul temps réel au sein d'observateurs embarqués. **La légitimité de la représentation et le renforcement de la connaissance au sein des observateurs font donc partie de mes perspectives à court et moyen termes.**

Si on admet que la réduction d'ordre n'est motivée que par le souci de l'implantation temps réel, le travail de **la représentation des phénomènes physiques et de leurs couplages peut, à l'inverse de ce qui précède, être développée à des fins de simulation voire de conception.** Il s'agit donc là de **mes perspectives à long terme.**

Je vais donc maintenant développer mes perspectives à court et à long termes. Étant donné l'importance stratégique des chaînes de traction hybrides électriques pour notre économie et notre environnement, c'est dans ce domaine que j'envisage d'orienter et d'appliquer les perspectives de mes travaux, et plus particulièrement dans une approche système des accumulateurs d'énergie électrique, en espérant contribuer ainsi à lever quelques verrous qui limitent encore la diffusion de ce genre de véhicule.

9.1 Perspectives à 5 ans

La démarche initiée dans le cadre de la thèse d’Emmanuel KUHN sur la modélisation de batterie a consisté à traduire les phénomènes électrochimiques statiques et dynamiques sous forme d’un schéma à constantes localisées. Les résultats de simulation de la batterie à des sollicitations dynamiques d’un tel modèle ont montrés d’excellents résultats. Tout d’abord testé sur un accumulateur NiMH, ces résultats ont également été validés pour un accumulateur Li ion. Des travaux similaires effectués sur des accumulateurs au plomb ou des supercapacités, encouragent la poursuite dans cette démarche de construction d’un modèle générique d’accumulateurs.

L’utilisation de ce modèle générique à constantes localisées fait cependant émerger trois pierres d’achoppement :

- problème d’imbrication des modes continu et dynamique
- prise en compte de la température
- prise en compte du vieillissement

Problème d’imbrication des modes continu et dynamique

Les résultats obtenus sur différents type de technologie de batterie ont validé l’aspect générique d’un tel modèle. Cependant, un problème de fond est apparu sur l’imprécision d’un tel modèle dès lors que le signal d’excitation présente une composante continue. En effet, le modèle proposé basé sur l’impédancemétrie ne permet pas de modéliser correctement le comportement de la batterie dans les très basses fréquences voire fréquence nulle et ceci pour deux raisons.

La première vient de la limitation de l’ordre du système qui ne permet d’un point de vue structurel que de prendre en compte un nombre limité de comportement. De cette manière, on choisit généralement la bande de fréquences correspondantes aux sollicitations de l’application dans laquelle le modèle doit rendre compte au mieux des principaux phénomènes.

La seconde vient de l’impédancemétrie utilisée pour définir le comportement de la batterie à différentes fréquences, qui ne permet pas de définir l’impédance à fréquence nulle. Cette singularité s’explique naturellement puisqu’à cette fréquence, la mesure engendre forcément une dérive du point de fonctionnement. Le problème vient du fait que, bien que le modèle dynamique ne soit pas conçu pour déterminer le comportement de la batterie pour des sollicitations continues, le modèle présente implicitement une caractéristique à cette fréquence nulle.

Un autre aspect qu’il est difficile de prendre en compte dans la modélisation des batteries est le cycle d’hysteresis présent sur les courbes de potentiel d’équilibre. Cet hysteresis plus ou moins grand selon le type de technologie, est certes négligeable dans le cadre de simulation au regard des autres phénomènes. En revanche il fait perdre une précision importante dans le cadre des observations d’états de charge.

Problème de prise en compte de la température

Les paramètres du modèle traduisant le comportement dynamique des phénomènes électrochimiques sont assujettis à la température de fonctionnement de la batterie. Un capteur de température peut bien évidemment être placé sur la surface de la batterie, mais ne donnera pas les températures auxquelles sont soumises les réactions chimiques. La distribution des températures internes serait plus adéquate mais malheureusement celle-ci ne peut pas être mesurée aisément (et en tout cas pas dans le cadre d’applications grandes séries). Un modèle thermique de la batterie est donc indispensable pour pouvoir à partir d’une mesure de température de peau remonter aux températures internes.

Une autre perspective consiste à déterminer la variation de température à partir des pertes internes liées aux réactions électrochimiques. La corrélation des pertes par effet Joule du schéma électrique équivalent aux phénomènes électrochimiques doit donc être établie avec la quantité de chaleur produite par les réactions. Cela pourrait conduire à une estimation ou une observation de température, dont la mesure est relativement délicate.

La problématique du couplage des modèles électrochimiques et thermiques réside dans le couplage de phénomènes diffusifs. La réduction de ces phénomènes spatiaux et temporels à un modèle unidimensionnel en vue d'une implantation sur des processeurs à bas coût, ajoute une complexité supplémentaire. Les perspectives vont donc consister dans un premier temps à délimiter le domaine de validité de modèles thermique, électrochimique simples, ainsi que de leur couplage.

Outre l'aspect paramétrage en température d'un modèle électrochimique, la modélisation thermique peut servir au dimensionnement et l'optimisation de systèmes de refroidissement des accumulateurs embarqués et améliorer par conséquent leur durée de vie.

Problème de la détermination et la prise en compte du vieillissement

L'objectif de l'étude du vieillissement des batteries est multiple.

Un premier objectif réside dans la compréhension des phénomènes de vieillissement. Le but est d'étudier à partir de cyclages de batteries, comment les sollicitations de la batterie engendrent une déficience de la batterie dans son espace de fonctionnement *énergie disponible / puissance disponible* : cela se traduisant en terme de diminution de la capacité nominale et d'accroissement de l'impédance interne. La difficulté de cette étude réside principalement dans la séparation des facteurs de vieillissement. La première des perspectives dans la prise en compte du vieillissement va donc consister à bien comprendre les mécanismes de vieillissement afin de pouvoir éventuellement arriver à séparer les facteurs de vieillissement au travers des cyclages. Si on parvient à surmonter cette difficulté (ou plus humblement, si on parvient à s'en accommoder), il sera envisageable de définir un modèle de vieillissement des paramètres de la batterie. Celui ci pourra alors être intégré au sein de simulateurs qui pourront évaluer le cumul de dommage sur la batterie engendré par telle ou telle loi de contrôle répétée sur plusieurs mois, voire années, et à différentes températures d'ambiance.

La finalité de cette étude sera le rebouclage de simulations avec la conception des lois de contrôle afin d'optimiser la durée de vie de la batterie et rendre ainsi plus pérenne et rentable la conception de véhicule hybride électrique.

Le second objectif réside dans la prise en compte du vieillissement au travers de la surveillance (Battery Management System) des accumulateurs. Les indicateurs d'état de charge, d'état de santé ou (par combinaison) d'état de fonctionnement sont référencés par rapport à la capacité nominale de la batterie qui décroît tout au long de la vie de la batterie. Les paramètres traduisant la dynamique des phénomènes électrochimiques évoluent également au cours de la vie de la batterie. Il est donc impératif de mettre en oeuvre des techniques d'identification en ligne permettant le réajustement des modèles dynamiques utilisés par les observateurs d'état de charge ou de santé. L'identification devant se faire *in situ*, c'est à dire sans perturber l'application, les techniques mises en oeuvre devront être capables de renseigner, à partir d'échantillons prélevés sur quelques points de fonctionnement, un modèle valable pour tous les points de fonctionnement.

9.2 Contexte

J'ai jusqu'ici trouvé un contexte très favorable au développement de mes travaux. Je peux à ce titre remercier la Région Picardie pour son aide financière qui a contribué au financement de deux doctorants (Emmanuel KUHN et Dinh Vinh DO) ainsi qu'au financement d'instruments relativement coûteux, notamment une centrale d'acquisition et un impédancemètre. Outre l'aspect financier, c'est au travers du pôle de recherche régional DIVA que notre collaboration avec le LRCS a été amorcée. Il s'agit là d'une véritable complémentarité de moyens, de compétences et de culture. Le LRCS nous apporte l'aide scientifique indispensable pour la compréhension des phénomènes électrochimiques. De notre côté nous contribuons à apporter au LRCS, des méthodes issues du traitement du signal pour l'identification et la modélisation des phénomènes en vue de la simulation. Les démarches des deux laboratoires sont rigoureusement différentes, puisque le LRCS part des aspects microscopiques pour rendre compte des comportements macroscopiques, tandis que du côté LEC, nous essayons de formuler le chemin inverse. Les deux démarches devant se rejoindre, elles donneront naissance pour le LRCS à *des modèles dédiés simulation* en vue de la prise en compte des mécanismes de vieillissement dès la conception d'un accumulateur, et pour le LEC, à *des modèles dédiés temps réel*, capables de rendre compte des principaux phénomènes, en vue d'améliorer la gestion de l'énergie embarquée.

Du point de vue national, la mise en place des financements par projet via l'ANR (Agence Nationale de la Recherche) a tout aussi été très favorable au développement de mes projets. D'une part les sommes investies sont sans communes mesures avec ce que nous connaissions jusqu'ici. D'autre part, la fédération de partenaires, en nombre réduit mais clairement identifiés, sous la forme d'une plateforme technique nationale sans murs, permet de pérenniser les travaux et les équipes travaillant sur le domaine. La capitalisation ainsi que la diffusion des connaissances devraient être plus efficaces à long terme.

On peut également souligner l'initiative gouvernementale, issue du Grenelle de l'environnement, conduisant à l'attribution d'un bonus/malus motivée sur les performances "écologiques" de nos véhicules. Cette incitation fiscale a d'ores et déjà conduit PSA à poursuivre, voire étendre à toute sa gamme, l'installation de série de la technologie "Stop & Start". Pour rester concurrentiel sur cette incitation fiscale, on peut espérer que les autres constructeurs s'aligneront sur les mêmes dispositions ce qui devrait probablement créer à terme, une émulation technologique pour réduire la consommation des chaînes de traction. Dans ce contexte de maîtrise de la consommation des véhicules, nous commençons à ressentir un regain d'intérêt des constructeurs et équipementiers, pour développer des systèmes de surveillance de batteries, à commencer par la batterie 12V au plomb, celle là même qui équipe la quasi totalité des véhicules.

Si le montage financier pour l'obtention de "gros" équipements ne semble a priori pas poser de difficultés majeures, la recherche de bons candidats pour effectuer des thèses reste quant à elle plus problématique : les sirènes de l'industrie restent pour nos étudiants financièrement plus attrayantes que celles de la recherche.

Nous avons espoir que le développement et l'internationalisation du master mécatronique draine un flux d'étudiants plus important que par le passé. Une autre solution qu'il faudra probablement explorer, réside dans la proposition de post doctorat. Là encore, le nombre de partenaires du domaine du génie électrique est clairement identifié mais est tout aussi réduit. Les possibilités vers des partenaires européens sont tout aussi limitées voire plus encore : en effet parmi les européens habitués des publications scientifiques et ayant la même approche que nous dans le domaine de la modélisation des batteries, on ne dénombre que les universités d' Aix La chapelle (E. Karden), celle de Pise (M. Ceraolo) ou encore celle de Eindhoven (Ph. Notten).

9.3 Perspectives au delà des 5 ans

Le projet de perspectives à moyen terme (pour les cinq ans à venir), sera dédié à l'amélioration du modèle générique d'accumulateur. La prise en compte de la température ne devrait pas poser trop de difficultés, puisque les lois de la thermique sont relativement simples et facilement représentables (capacités et résistances thermiques) par une approche à constantes localisées. L'unification, et par conséquent le couplage, des représentations des modèles thermiques et dynamiques devrait trouver une solution.

En ce qui concerne la prise en compte du vieillissement, hormis la loi d'accélération du vieillissement en fonction de la température selon la loi d'Arrhénius qui est connue, la loi de vieillissement en cyclage devra être déterminée empiriquement à partir des essais de vieillissement par cyclage et de vieillissement calendaire.

La prise en compte du vieillissement est un objectif ambitieux qui dépassera largement le cadre des perspectives à moyen termes. Dans l'ordre chronologique, on peut se fixer les objectifs suivants :

- **caractériser le vieillissement**
- **comprendre les mécanismes de vieillissement**
- **prédire le vieillissement**
- **maîtriser les mécanismes de vieillissement**

Caractériser le vieillissement : La première des étapes va donc consister à mettre en oeuvre un plan d'expérience, afin d'étudier l'impact de différents modes de sollicitations sur le vieillissement des accumulateurs. La caractérisation de l'accumulateur sera effectuée à période régulière pour déterminer comment le vieillissement va se traduire sur le modèle générique à constantes localisées. Un effet du vieillissement devrait notamment se manifester par une augmentation de la résistance interne, qui devrait être imputée à une augmentation de la résistance de transfert de charge. Dès lors que de telles évolutions sont constatées, on peut envisager d'identifier en ligne les paramètres significatifs de l'état de vieillissement et d'en déduire l'état de santé (SOH : *State Of Health*) de l'accumulateur.

Comprendre les mécanismes de vieillissement : Les conséquences du vieillissement peuvent se manifester de différentes manières (augmentation de la résistance interne, diminution de la capacité nominale, augmentation de l'autodécharge, ...) et qui modifieront les spécifications Energie/Puissance de la fonction accumulateur. La difficulté s'accroît avec la multiplication et la combinaison des facteurs (causes) de vieillissement. La compréhension de ces mécanismes de vieillissement doit conduire à discriminer les causes.

Prédire le vieillissement : Si on parvient à discriminer les causes de vieillissement, il devrait alors être envisageable de déterminer le cumul de dommage liée à une utilisation de l'accumulateur en application traction électrique ou hybride électrique (sollicitation électrique, environnement thermique,...).

Maîtriser les mécanismes de vieillissement : Si on parvient à définir le cumul de dommage lié à la manière d'utiliser l'accumulateur, alors le critère "vieillissement" pourra être quantifié et intégré dans une optimisation du système dès sa conception.

L'objectif final de cette approche devra aboutir à la recherche de la meilleure architecture matérielle associée à la meilleure loi de gestion d'énergie afin de garantir une durée de vie de l'accumulateur en adéquation avec celle du véhicule.

9.3.1 Perspectives à long terme

L'action de recherche sur la modélisation de batterie, est une action au sein du laboratoire qui a débuté à mon arrivée au laboratoire. Elle a permis de compléter et renforcer l'expertise en systèmes à énergie électrique embarquée du LEC. Elle m'a surtout révélé qu'il ne fallait pas hésiter à se "frotter" à des champs de recherches interdisciplinaires : un tel brassage culturel et technique ne peut être que bénéfique à l'amélioration des systèmes sur lesquels nous travaillons, mais également catalyseur d'idée nouvelle.

J'aimerais donc compléter le thème système à énergie électrique embarquée en proposant un nouvel axe de recherche au sein du LEC autour des implants artificiels. Ces implants ne sont après tout que des systèmes à énergie électrique embarquée dans un corps humain, on peut donc trouver des similitudes avec des études déjà menées au LEC en matière notamment de gestion optimale d'énergie. De plus, l'UTC héberge un laboratoire CNRS dont les compétences sont reconnues pour la conception d'organes artificiels. Une collaboration entre nos deux laboratoires pour aborder ce domaine peut donc facilement se réaliser.

Certes, le domaine des implants artificiels n'est pas nouveau et des systèmes comme le pacemaker existent déjà et ont prouvé leur efficacité. Le champ qui m'intéresserait de développer serait l'exploitation des possibilités de conversion d'énergie, à partir de la chaleur humaine ou du glucose contenu dans le sang, en vue d'alimenter des organes artificiels. Des études sur de tels bio générateurs sont à l'étude depuis la fin des années 60. Les piles à glucose permettent d'atteindre quelques dizaines de $\mu W/cm^2$, ce qui est tout juste nécessaire à l'alimentation d'un pacemaker ($8\mu W$). Les générateurs thermoélectriques peuvent quant à eux délivrer jusqu'à $1100\mu W/cm^2$ pour une différence de température de $2K$ [KERZENMACHER et al., 2008].

Une première application sur laquelle j'aimerais travailler serait un système autonome de régulation de la glycémie chez les diabétiques. Le système consisterait à utiliser l'énergie électrique d'une thermopile pour alimenter le dispositif de régulation de la glycémie dans le sang, et une pile à glucose pourrait servir de capteur de glycémie. La régulation de la glycémie, une fois mesurée, pourrait s'effectuer soit par action d'une micro pompe à insuline [CHASE et al., 2006] soit par action sur les piles à glucose pour consommer celui ci.

Un tel système pourrait fonctionner en totale autonomie grâce à l'énergie électrique tirée de ressources naturelles du corps humain. Le dimensionnement des générateurs électriques (thermopile et pile à glucose) ainsi que la gestion optimale de l'énergie ne peuvent s'inscrire que dans le cadre d'une réelle approche systémique et interdisciplinaire. **Évidemment la conception des bio générateurs ne relèvent que des compétences des électrochimistes et biologistes.** Cependant, si on admet que la génération d'électricité peut fluctuer, un système de gestion de l'énergie embarquée devient nécessaire. On peut donc y voir une analogie (à une autre échelle de puissance) avec la gestion optimale de l'énergie embarquée dans un véhicule. De plus, les travaux que j'ai menés sur l'identification en temps réel des états de charge de batterie ou d'impédance, pourraient trouver un echo favorable sur l'amélioration de la robustesse des capteurs de glycémie via les piles à glucose. **C'est donc sur ces deux points que j'entrevois des perspectives de mes travaux actuels pour le domaine des implants artificiels** en complément des perspectives évoquées dans le domaine du transport.

Bibliographie

- [ALGER, 1951] ALGER, P. L. (1951). *The nature of polyphase induction machine*. John Wiley Sons.
- [ALZIEU et al., 1997] ALZIEU, J., SMIMITE, H., and GLAIZE, C. (1997). Improvement of intelligent battery controller : state of charge indicator and associated functions. *Journal of power sources*, 67 :157–161.
- [ATKINSON et al., 1991] ATKINSON, D. J., ACARNLEY, P., and FINCH, J. (1991). Observers for induction motor state and parameter estimation. 27(6) :1119–1127.
- [AYKANAT et al., 1998] AYKANAT, C., BULTAN, T., and HARITAOLU, S. (1998). A fast neural-network algorithm for vlsi cell placement. *Neural Networks*, 11 :1671–1684.
- [BARD, 2000] BARD, A. (2000). *Electrochemical methods, Fundamental and applications*. J.Wiley and Sons, 2nd edition.
- [BATTAGLIA et al., 2001] BATTAGLIA, J., COIS, O., PUIGSEGUR, L., and OUSTALOUP, A. (2001). Solving an inverse heat conduction problem using a non-integer identified model. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 44 :2671–2680.
- [BENN et al., 2004] BENN, L., BURTON, B., HARLEY, R. G., and GRITTER, D. J. (2004). Online stator resistance estimation for thermal monitoring of converter fed induction motors using pseudorandom modified pwm. In *Proc. IEEE IAS Annual Meeting*.
- [BERETTA, 1998] BERETTA, J. (1998). New classification on electric thermal hybrid vehicles. EVS.
- [BERNDT, 1993] BERNDT, D. (1993). *Maintenance-Free Batteries*. J.Wiley and Sons.
- [BIDAN et al., 2001] BIDAN, P., LEBEY, T., MONTSENY, G., NEACSU, C., and SAINT-MICHEL, J. (2001). Transient voltage distribution in inverter fed motor windings : Experimental study and modeling. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 16 :92–100.
- [BROOMHEAD and LOWE, 1988] BROOMHEAD, D. S. and LOWE, D. (1988). Multivariable functional interpolation and adaptive networks. *Complex Systems*, 2 :321–335.
- [BUNDY et al., 1998] BUNDY, K., KARLSSON, M., LINDBERGH, G., and LUNDQVIST, A. (1998). An electrochemical impedance spectroscopy method for prediction of the state of charge of a nickel-metal hydride battery at open circuit and during discharge. *Journal of power sources*, 72 :118–125.
- [CAUMONT, 1997] CAUMONT, O. (1997). *Détermination de l'état de charge d'une batterie plomb acide en utilisation véhicule*. PhD thesis, Université des Sciences et Technologie de Lille.
- [CERRUTO et al., 1997] CERRUTO, E., CONSOLI, A., RACITI, A., and TESTA, A. (1997). *IEEE Trans. Power Electron*, 12 :1028.
- [CHASE et al., 2006] CHASE, J. G., SHAW, G. M., WONG, X. W., LOTZ, T., LIN, J., and HAN, C. E. (2006). Model based glycaemic control in critical care : A review of the state of the possible. *Biomedical Signal Processing and Control*, 1 :3–21.
- [CHEN et al., 2002] CHEN, S., LEQUESNE, B., and HENRY, R. R. (2002). Design and testing of belt driven induction starter generator. 38 :1525–1533.

- [CHENG et al., 1999] CHENG, S., ZHANG, J., ZHAO, M., and CAO, C. (1999). Electrochemical impedance spectroscopy study of nimh batteries. *Journal of alloys and compounds*, 293 :814–820.
- [DA SILVA and ACARNLEY, 1997] DA SILVA, W. and ACARNLEY, P. (1997). Fuzzy logic controlled dc motor driven in the presence of load disturbance. *EPE*, pages 2386–2391.
- [DENKER et al., 1988] DENKER, J., HOWARD, R., and JACKEL, L. (1988). Neural networks. *US Patent*, 4760437.
- [DE WIT et al., 1996] DE WIT, P., ORTEGA, R., and MAREELS, I. (1996). Indirect field oriented control of induction motors is robustly globally stable. *Automatica*, 32(10) :1393–1402.
- [DOLLINGER et al., 2003] DOLLINGER, N., SOULIER, F., and LAGONOTTE, P. (2003). La modélisation d’éléments électrochimiques par réseau équivalent. EF.
- [FORGEZ, 1998] FORGEZ, C. (8 December 1998). *Méthodologie de modélisation et de commande par réseaux de neurones pour des dispositifs électrotechniques non linéaires*. PhD thesis, Université de Lille 1.
- [FOULON, 2005] FOULON, E. (2005). *Surveillance thermique de la machine asynchrone*. PhD thesis, Univ. of Nantes.
- [FOULON et al., 2007] FOULON, E., FORGEZ, C., and LORON, L. (2007). Resistances estimation with an extended kalman filter in the objective of real time thermal monitoring of the induction machine. *IEEE Electric Power Applications*, 1(4) :549–556.
- [FRANÇOIS, 1996] FRANÇOIS, B. (1996). Orthogonal considerations in the design of neural networks for function approximation. *Mathematics and Computers in Simulation, Elsevier*, 41 :95–108.
- [GREWAL and ANDREWS, 1993] GREWAL, M. S. and ANDREWS, A. P. (1993). *Kalman filtering : Theory and practice*. Pentice Hall.
- [GUTMANN, 1999] GUTMANN, G. (1999). Hybrid electric vehicles and electrochemical storage systems, a technology push-pull couple. *Journal of power sources*, 84 :275–279.
- [HAUTIER and FAUCHER, 1996] HAUTIER, J. and FAUCHER, J. (1996). Le graphe informationnel causal. *Bulletin de l’Union des Physiciens*, 90 :pp 167–189.
- [HE et al., 2000] HE, S., REIF, K., and UNBEHAUEN, R. (2000). Multilayer neural networks for solving a class of partial differential equations. *Neural Networks*, 13 :385–396.
- [HELESCHWITZ and MATIGNON, 1998] HELESCHWITZ, D. and MATIGNON, D. (1998). Diffusive realisations of fractional integrodifferential operators : Structural analysis under approximation. IFAC, Nantes.
- [HOPFIELD, 1982] HOPFIELD, J. (1982). Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, pages 2554–2558.
- [HORNO and HERNANDEZ, 1993] HORNO, J. and HERNANDEZ, M. (1993). Digital simulation of electrochemical processes by the network approach. *Journal of Electroanalytical chemistry*, 352 :83–97.
- [HUET, 2000] HUET, F. (2000). A review of impedance measurements for determination of the state of charge or state of health of secondary batteries. *Journal of power sources*, 87 :12–20.
- [IWASAKI and SIMON, 1994] IWASAKI, Y. and SIMON, H. (1994). Causality and model abstraction. *Artificial Intelligence, Elsevier Science*, 67 :143–194.
- [JACOBINA et al., 2000] JACOBINA, C. B., FILHO, J. E. C., and LIMA, A. M. N. (2000). On line estimation of the stator resistance of induction machines based on zero sequence model. 15 :346–353.

- [JIANYU et al., 2003] JIANYU, L., SIWEI, L., YINGJIAN, Q., and YAPING, H. (2003). Numerical solution of elliptic partial differential equation using radial basis function neural networks. *Neural Networks*, 16 :729–734.
- [KALMAN, 1960] KALMAN, R. E. (1960). A new approach to linear filtering and prediction problems. *Trans. Of ASME, J. Basic Eng.*, pages 35–45.
- [KARDEN et al., 2000] KARDEN, E., BULLER, S., and DEDONCKER, R. (2000). A method for measurement and interpretation of impedance spectra for industrial batteries. *Journal of Power Sources*, 85 :72–78.
- [KARDEN et al., 2002] KARDEN, E., BULLER, S., and DEDONCKER, R. (2002). A frequency-domain approach to dynamical modeling of electrochemical power sources. *Electrochimica Acta*, 47 :2347–2356.
- [KERZENMACHER et al., 2008] KERZENMACHER, S., DUCRÉE, J., ZENGERLE, R., and VON STETTEN, F. (2008). Energy harvesting by implantable abiotically catalyzed glucose fuel cells. *Journal of Power Sources*, 182 :1–17.
- [KOHONEN, 1982] KOHONEN, T. (1982). Self-organized formation of topologically correct feature maps. *Biological Cybernetics*, 46 :59–69.
- [KUHN, 2004] KUHN, E. (2004). *Contribution à la conception optimale d'une motorisation hybride parallèle : Choix d'un modèle d'accumulateur*. PhD thesis, Univ. of Technologie de Compiègne.
- [KUHN et al., 2005] KUHN, E., FORGEZ, C., and FRIEDRICH, G. (2005). *Fractional and diffusive representation of a 42 V NiMH battery*. Fractional derivatives and their applications, Ubooks, ISBN 3-86608-026-3.
- [KUHN et al., 2006] KUHN, E., FORGEZ, C., FRIEDRICH, G., and LAGONOTTE, P. (2006). Modeling ni-mh battery using cauer and foster structures. *Journal of power sources*, 158 :1490–1497.
- [LANDOLT, 1993] LANDOLT, D. (1993). *Corrosion et chimie de surfaces des métaux*. Traité des matériaux. Presses Polytechniques et Universitaires Romandes.
- [LAUDEBAT, 2003] LAUDEBAT, L. (2003). Approche des phénomènes de relaxation diélectrique par réalisations diffusives. Jeunes Chercheurs en Génie Electrique.
- [LAZAREVIC et al., 1999] LAZAREVIC, Z., RADOSAVLEJVIC, R., and OSMOKROVIC, P. (1999). A novel approach for temperature estimation in squirrel cage induction motor without sensors. 48(3) :753–757.
- [LEE and CHEN, 1998] LEE, C. and CHEN, C. L. (1998). Speed sensorless vector control of induction motor using kalman filter assisted adaptive observer. 45.
- [LEE and HATBETLER, 2003] LEE, S. and HATBETLER, T. (2003). An on-line stator winding resistance estimation technique for temperature monitoring of line connected induction machines. 39(3) :685–694.
- [LEE et al., 2002] LEE, S., HATBETLER, T., HARLEY, R. G., and GRITTER, D. J. (2002). An evaluation of model based stator resistance estimation for induction motor stator winding temperature monitoring. 17 :7–14.
- [LEONHARD, 1985] LEONHARD, W. (1985). *Control of electrical drives*. Springer Verlag.
- [LE PIOUFLE et al., 1998] LE PIOUFLE, B., FAUVARQUE, J., and DELALANDE, P. (1998). Comportement non linéaire des générateurs électrochimiques associés aux convertisseurs statiques, détection de l'état de charge. *The European Physical Journal of Applied Physics*, 2 :257–265.
- [LINDEN, 1994] LINDEN, D. (1994). *Handbook of Batteries*. Mac Graw-Hill, 2nd edition.

- [LY, 2003] LY, P. (2003). *Optimal control of a starter generator taking into account magnetic saturation*. PhD thesis, Univ. of Compiègne.
- [MACDONALD, 1987] MACDONALD, J. (1987). *Impedance Spectroscopy*. Wiley-Interscience.
- [MAHON and OLDHAM, 1998] MAHON, P. and OLDHAM, K. (1998). Voltammetric modelling via extended semiintegrals. *Journal of Electroanalytical Chemistry*, 445 :179–195.
- [MAI-DUY and TRAN-CONG, 2001] MAI-DUY, N. and TRAN-CONG, T. (2001). Numerical solution of differential equations using multiquadric radial basis function networks. *Neural Networks*, 14 :185–199.
- [MARKS and ROBERT, 1989] MARKS, I. and ROBERT, J. (1989). Optical neural net memory. *US Patent*, 4849940.
- [MAURACHER and KARDEN, 1997] MAURACHER, P. and KARDEN, E. (1997). Dynamic modelling of lead/acid batteries using impedance spectroscopy for parameter identification. *Journal of power sources*, 67 :69–84.
- [MAUSSION and HISSEL, 1998] MAUSSION, P. and HISSEL, D. (1998). Vers une méthode de réglage expérimentale des commandes pid floues : application aux systèmes électromécaniques. *Eur. Phys. J. AP*, page 195.
- [McCULLOCH and PITTS, 1943] McCULLOCH, W. S. and PITTS, W. (1943.). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. In *Bulletin of Mathematical Biophysics*.
- [MEISSNER and RICHTER, 2003] MEISSNER, E. and RICHTER, G. (2003). Battery monitoring and electrical energy management precondition for future vehicle power systems. *Journal of power sources*, 116 :79–98.
- [MILLER, 2004] MILLER, J. (2004). *Propulsion Systems for Hybrid Vehicles*. The Institution of Electrical Engineers, 1st edition.
- [MINSKY and PAPERT, 1969] MINSKY, M. and PAPERT, S. (1969). *Perceptrons : an introduction to computational geometry*. MIT Press.
- [MONTSENY, 1998] MONTSENY, G. (1998). Diffusive representation of pseudo-differential time-operators. volume 5 of *Proceedings of the ESAIM*.
- [MONTSENY, 2005] MONTSENY, G. (2005). *Les réalisations diffusives*. Hermes.
- [MOYA et al., 2000] MOYA, A., HAYAS, A., and HORNO, J. (2000). Steady-state transient and small amplitude ac responses of an electrochemical cell with immobile background charge, a network approach. *Solid State Ionics*, 130 :9–17.
- [MOYA and HORNO, 1995a] MOYA, A. and HORNO, J. (1995a). Ionic transport in electrochemical cells including electrical double-layer effects, a network thermodynamics approach. *Journal of physical Chemistry*, 99 :1292–1298.
- [MOYA and HORNO, 1995b] MOYA, A. and HORNO, J. (1995b). Simulation of non stationary diffusion-migration processes in electrochemical cells using the network method. *Electrochimica Acta*, 41 :285–290.
- [MOYA et al., 1996] MOYA, A., HORNO, J., and HAYAS, A. (1996). A network approach to simulation of electrical properties of symmetric electrochemical cells. *Journal of Electroanalytical chemistry*, 413 :1–7.
- [NORDIN et al., 1985] NORDIN, K. B., NOVOTNY, D. W., and ZINGER, D. S. (1985). The influence of motor parameter deviations in feedforward field orientation drive systems. 21(4).
- [NOTTEN, 2000] NOTTEN, P. (2000). Electronic-network modelling of rechargeable ni-cd cells and its application to the design of battery management systems. *Journal of power sources*, 77 :143–158.

- [NOTTEN et al., 2002] NOTTEN, P., BERGVELD, H., and KRUIJT, W. (2002). *Battery Management Systems : Design by modeling*. Kluwer Academic Publisher.
- [OSMAN and KELLY, 1996] OSMAN, I. and KELLY, J. (1996). *Meta-heuristics : theory and applications*. Kluwer Academic Publishers.
- [OUSTALOUP, 1983] OUSTALOUP, A. (1983). *Systèmes asservis linéaires d'ordre fractionnaire*. Masson.
- [OUSTALOUP, 1995] OUSTALOUP, A. (1995). *La dérivation non entière*. Hermès.
- [OUSTALOUP et al., 1996] OUSTALOUP, A., MOREAU, X., and NOUILLANT, M. (1996). The crone suspension. *Control Engineering Practice*, 4 :1101–1108.
- [PAICE, 1980] PAICE, D. A. (1980). Motor thermal protection by continuous monitoring of winding resistance. 27 :137–141.
- [PATTERSON, 1996] PATTERSON, D. W. (1996). *Artificial Neural Networks, Theory and Applications*. Prentice Hall.
- [PIERLOT et al., 1994] PIERLOT, N., LEMAIRE SEMAIL, B., and BORNE, P. (1994). Application of the neural networks to induction machine control. In *IMACS*.
- [PLASSE, 2001] PLASSE, C. (2001). Du stop and go au groupe motopropulseur hybride. Technical report, Valeo.
- [PLETT, 2004] PLETT, G. (2004). Extended kalman filtering for battery management systems of lipb-based hev packs : Part 2 modeling and identification. *Journal of power sources*, 134.
- [RIBEIRO et al., 1999] RIBEIRO, L., JACOBINA, C., and LIMA, A. (1999). Linear parameter estimation for induction machines considering the operating conditions. 14 :62–73.
- [RODRIGUES et al., 2000] RODRIGUES, S., MUNICHANDRAIAH, N., and SHUKLA, A. (2000). A review of state of charge indication of batteries by means of a.c impedance measurements. *Journal of power sources*, 87 :12–20.
- [ROSENBLATT, 1958] ROSENBLATT, F. (1958). The perceptron : probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychological Review*, pages 386–408.
- [RUMELHART et al., 1986] RUMELHART, D., HINTON, G., and WILLIAMS, R. (1986). *Learning internal representations by error propagation*, volume 1. Parallel Distributed Processing (Cambridge, MA : MIT Press).
- [SABATIER et al., 2006] SABATIER, J., AOUN, M., OUSTALOUP, A., GREGOIRE, G., RAGOT, F., and ROY, P. (2006). Fractional system identification for lead acid battery state of charge estimation. *Journal of signal processing*, 86 :2645–2657.
- [SAISSET, 2004] SAISSET, R. (2004). *Contribution à l'étude systémique de dispositifs énergétiques à composants électrochimiques. Formalisme Bond Graph appliqué aux piles à combustible, accumulateurs Lithium Ion, Véhicule Solaire*. PhD thesis, INPT.
- [SCORDIA, 2004] SCORDIA, J. (2004). *Approche systématique de l'optimisation du dimensionnement et de l'élaboration de lois de gestion d'énergie de véhicules hybrides*. PhD thesis, Université Henri Poincaré Nancy 1.
- [STEINMETZ, 1897] STEINMETZ, C. P. (1897). The alternating current induction motor. *Trans. Of A.I.E.E.*, 14 :185–217.
- [TANG et al., 2005] TANG, S. C., KEIM, T. A., and PERREAULT, D. J. (2005). Thermal modeling of lundell alternators. 20(1) :25–36.
- [TERATANI et al., 2003] TERATANI, T., KURAMOUCHI, K., and NAKAO, H. (2003). Development of toyota mild hybrid system (ths-m) with 42v powernet. In *Proc. IEMDC*, pages 3–10.

- [TORRES-HUITZIL et al., 2005] TORRES-HUITZIL, C., GIRAU, B., and CASTELLANOS-SÁNCHEZ, C. (2005). On-chip visual perception of motion : A bio-inspired connectionist model on fpga. *Neural Networks*, 18 :557–565.
- [TZES PEI YUAN PENG, 1995] TZES PEI YUAN PENG, A. (1995). Neural network control for dc motor micromanuevering. *IEEE Trans. Ind. Electron.*, 42(5) :pp. 516–523,.
- [VAS, 1990] VAS, P. (1990). *Vectors control of AC machines*. Oxford Science Publication.
- [VETTER et al., 2005] VETTER, J., NOVAK, P., WAGNER, M., VEITB, C., MOLLER, K., BESENHARD, J., WINTER, M., WOHLFAHRT-MEHRENS, M., VOGLER, C., and HAMMOUCHED, A. (2005). Ageing mechanisms in lithium-ion batteries. *Journal of power sources*, 147 :269–281.
- [VIITANEN, 1993] VIITANEN, M. (1993). A mathematical model for metal hydride electrodes. *Journal of Electrochemical Society*, 140 :936–942.
- [WANG et al., 1999] WANG, X., LIU, B., YAN, J., and YUAN, H. (1999). Effect of state of charge on impedance spectrum of sealed ni-mh cells. *Journal of alloys and compounds*, 293 :788–794.
- [WERBOS, 1974] WERBOS, P. J. (1974). *Beyond Regression : New Tools for Prediction and Analysis in the Behavioral Sciences*. Harvard University Press.
- [ZADEH, 1965] ZADEH, L. A. (1965). Fuzzy sets. *Information and control*, pages 338–353.
- [ZAI et al., 1992] ZAI, L. C., DEMACRO, C. L., and t. A. LIPO (1992). An extended kalman filter approach to rotor time-constant measurement in pwm induction motor drives. 28(1) :96–104.
- [ZEIN, 2000] ZEIN, I. (2000). *Application of Kalman Filter and Luenberger observer to the control of the induction machine*. PhD thesis, Univ. of Compiègne.
- [ZEIN and LORON, 1999] ZEIN, I. and LORON, L. (1999). A second order model for the real time identification of the induction motor. In *Proc. Electrimacs'99*, pages 98–104.
- [ZEIN et al., 2001] ZEIN, I., LORON, L., and FORGEZ, C. (2001). An extended kalman filter and an appropriate model for the real time estimation of the induction motor variables and parameters. In *Proc. IASTED*.
- [ZHANG, 1998] ZHANG, L. (1998). Ac impedance studies on sealed nickel metal hydride batteries over cycle life in analog and digital operations. *Electrochimica Acta*, 43 :3333–3342.