



Mémoire de Projet de fin d'étude

Préparé par

Hicham Ben Sassi

Pour l'obtention du diplôme

Master Sciences et Techniques
Electronique, Signaux et Systèmes Automatisés
(E.S.S.A)

Intitulé

**Estimation d'état de charge par le filtre de
Kalman unscented pour les systèmes de gestion
des batteries**

Encadré par :

Pr FATIMA ERRAHIMI

Pr NAJIA ES-SBAI

Soutenu le 13 Juin 2016, devant le jury composé de :

Pr NAJIA ES-SBAI	: Encadrante
Pr FATIMA ERRAHIMI	: Encadrante
Pr HICHAM GHENNIQUI	: Examineur
Pr ABDELLAH MECHAQRANE	: Examineur

Remerciements	5
Résumé	6
Abstract	7
Liste des figures	8
Liste des tableaux	10
Liste des Abréviations	11
Introduction générale.....	12
Chapitre I : Présentation du laboratoire ERSI	14
et du cadre général du projet	14
I- Introduction:	15
II- Présentation du Laboratoire ERSI.....	15
III- Cadre général du projet.....	16
IV- Conclusion.....	16
Chapitre II:Généralités sur les accumulateurs	17
I- Introduction.....	18
II- Historique des batteries	18
III. Principales caractéristiques des accumulateurs:.....	19
IV. Les accumulateurs lithium	24
1) Les accumulateurs lithium Métal	24
2) Les accumulateurs Lithium ion	25
V. Conclusion.....	27
Chapitre III: Modélisation des batteries et identification des paramètres internes	28
I- Introduction.....	29
II. Modélisation des batteries	29
II-1 Les modèles électrochimiques	29
II-2 Modèle empirique.....	30
II-3 Modèle par circuit électrique équivalent	30
III- Identification des paramètres.....	33
III-1 les réseaux de neurones	33
III-2 Les moindres carrés non linéaires.....	35
IV- Conclusion.....	36
Chapitre IV : Estimation de l'état de charge.....	37
I- Introduction.....	38

II-	Système de gestion de batterie	38
III-	Principales méthodes dédiées à l'estimation.....	39
	III-1 Méthodes en boucle ouverte.....	39
	1) Test de décharge	39
	2) Test via la mesure de tension en circuit ouvert.....	39
	3) Réseaux de neurones artificiels et Logique Floue.....	40
	4) La méthode coulomb-métrique	40
	III-2 Méthodes en boucle fermée : Utilisation d'un observateur d'état	40
	2-1 La représentation d'état d'un système.....	40
	2-2 Les observateurs d'Etat.....	41
	2-3 L'observateur de Luenberger	41
	2-4 Observateur d'état par mode glissant.....	42
	2-5 L'estimateur de Kalman.....	43
IV-	Conclusion.....	51
	Chapitre V: Conception et simulation de l'algorithme UKF	52
I-	Introduction.....	53
II-	Conception et simulation de l'algorithme UKF.....	53
	II-1 Modélisation.....	53
	II-2 Identification des paramètres :	54
	II.3 Validation du modèle	61
	II.4 Développement de représentation d'état.....	61
	II.5 Simulation et discussion des résultats.....	63
III-	Conclusion.....	69
	<i>Conclusion générale & Perspectives</i>	70
	Bibliographie et webographie	71
	Annexe.....	73

~~~ Dédicace ~~~

Je dédie ce travail :

 mes parents, de tendresse et d'amours pour

Leurs soutiens tout le long de ma vie scolaire.

 Ma grande famille.

 Mes chers amis (es), et enseignants.

 Tous ceux qui ont collaboré de près ou de loin à l'élaboration de ce travail.

Que dieu leur accorde santé et prospérité

~~~ Remerciements ~~~

Mes profonds remerciements vont à toutes les personnes qui ont contribué au bon déroulement et à l'aboutissement de ce travail,

Je tiens d'abord à exprimer ma profonde gratitude à, Mme Fatima Errahimi et à Mme Najia ES-Sbai, professeurs à la faculté des sciences et technique de Fès, je leur exprime ma profonde gratitude pour leur encadrement sans faille ainsi que pour leur disponibilité et leur rigueur.

Je les remercie également pour leurs remarques, commentaires, et suggestions qui ont permis d'améliorer la qualité de ce travail, ainsi que la Confiance qu'ils m'ont accordée durant ce stage.

Je voudrais remercier monsieur Ahmed Gaga, doctorant au Laboratoire ERSI pour sa confiance et son aide précieuse apportée au cours de ce stage, il m'a aidé à consolider des solutions qui ont fini par faire avancer ce travail.

Tout particulièrement, Je tiens à remercier les Membres du Jury qui me font l'honneur de juger ce travail.

Je tiens à exprimer ma gratitude à tous les membres de ma famille, en particulier mes parents, pour leurs efforts et leurs sacrifices, et tous mes amis qui n'ont pas cessé de m'encourager, et tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à la réalisation de ce travail.

~~~ Résumé ~~~

Ce projet est dédié au stockage électrochimique par les batteries, ces dernières ont une durée de vie limitée qui est souvent influencée par certains paramètres comme la température, le courant, le nombre de cycles de charge et décharge. Dans le but d'assurer une utilisation optimale de la batterie, ainsi que de prolonger sa durée de vie, la mise en place d'un système de gestion de batterie s'avère indispensable. Un tel système se base sur la détermination des valeurs de l'état de charge pour assurer la bonne gestion de l'énergie stockée, vu que cette information n'est pas mesurable directement, un estimateur basé sur le filtre de Kalman unscented (UKF) est proposé dans ce projet. Cet estimateur est appliqué sur un modèle de Thevenin de deuxième ordre et est utilisé pour modéliser une batterie de type lithium-ion. Les paramètres internes de ce modèle sont identifiés par l'algorithme de Levenberg-Marquardt des moindres carrés non linéaires. Les résultats obtenus vérifient bien la fiabilité et la robustesse de l'estimateur utilisé.

~~~ Abstract ~~~

This project is dedicated to the electrochemical storage by batteries. Batteries have a limited lifetime which is often influenced by certain parameters as temperature, current, the number of cycles of charge and discharge. To ensure optimal use of the battery, as well as to extend its lifetime, setting up a battery management system is indispensable. Such a system is based on the determination of the values of the State of charge to ensure the proper management of the stored energy, since this information is not measurable directly, an estimator based on unscented Kalman filter (UKF) is proposed in this project. This estimator is applied to a Thevenin's second-order model which is used to model a lithium-ion battery. The internal parameters of this model are identified by levenberg-Marquardt Nonlinear least squares algorithm. The results well verify the reliability and robustness of the used estimator.

~~~ Liste des figures ~~~

Figure 1: Organigramme du Laboratoire ERSI.....	15
Figure 2: Comparaison globale des technologies de batterie	19
Figure 3: Cellule électrochimique	20
Figure 4: Courbe de décharge de Li-ion pour différent courant.....	24
Figure 5 : Exemple d'une cellule du Li-ion	25
Figure 6: Matériaux d'insertion haute tension pour la cathode	26
Figure 7: Comparaison entre les différentes technologies du lithium.....	26
Figure 8: Modèle idéal	30
Figure 9 : Modèle de Thevenin du premier ordre	31
Figure 10: Modèle de Thevenin du deuxième ordre	31
Figure 11: Modèle proposé par Gabriel A. Rincón-Mora et Min Chen	33
Figure 12: Architecture d'un réseau de neurone d'une seule couche.....	33
Figure 13: Structure de réseau utilisée pour l'identification.....	34
Figure 14 : Schéma de principe d'un observateur	41
Figure 15 : Observateur de luenberger.....	42
Figure 16: Transformation unscented	47
Figure 17: Comparaison entre l'UT linéarisation et celle de l'EKF	48
Figure 18: Histogramme de la tension batterie en vue du réglage de la matrice R au sein du filtre de Kalman.....	50
Figure 19: Modèle de Thevenin deuxième ordre, avec des composants variables	54
Figure 20: Courbe de décharge de batterie.....	55
Figure 21: Variation de tension en circuit ouvert V_{co} en fonction de SOC	55
Figure 22: Chute de tension due à R_0	56
Figure 23: Courbe de décharge du batterie par des impulsions	56
Figure 24: Chute de tension pour tous les intervalles	56
Figure 25: Variation de R_0 en fonction de SOC	57
Figure 26: Courbe de tension avant et après l'extraction de chute tension due à R_0	57
Figure 27: Réponse mesurée vs estimée.....	58
Figure 28: Réponse du modèle et celle de la batterie réelle.....	59
Figure 29: Variation de R_{pa} en fonction de SOC	59
Figure 30: Variation du R_{pc} en fonction de SOC	59
Figure 31: Variation de C_{pc} en fonction de SOC	60
Figure 32: Variation de C_{pa} en fonction de SOC	60
Figure 33: Courbe de décharge d'une batterie Li-ion 12v 60Ah	60
Figure 34: Validation des paramètres par des impulsions.....	61
Figure 35: Validation des paramètres par un courant constant	61
Figure 36: Schéma de l'UKF et de batterie réelle sous Matlab Simulink	63
Figure 37: Profil du courant de décharge	64
Figure 38: Etat de charge estimé et réel pour une décharge avec SOC initial égale 98%	64
Figure 39: Profil du courant de décharge	65

Figure 40: Etat de charge estimé et réel pour la charge et la décharge avec $SOC_{in} = 98\%$...	65
Figure 41: Etat de charge estimé et réel pour SOC initial égale 0.5	65
Figure 42: Temps de réponse de l UKF pour une SOC initial de 50%	66
Figure 43: Evolution de SOC réel et estimé pour un courant de décharge égal à 10A	66
Figure 44: Tension de sortie mesurée et estimée	66
Figure 45: Schéma de UKF et de la batterie li-ion (3.6V) utilisée.....	67
Figure 46: Profil de courant de décharge	67
Figure 47: Variation de l'état de charge réel et estimé	68
Figure 48: Variation de tension mesurée.....	68
Figure 49 : Tension estimée par UKF	68

~~~ Liste des tableaux ~~~

Tableau 1: Comparaison des performances spécifiques de quelques accumulateurs commercialisés.....19

Tableau 2: L'autodécharge des différents technologies de batteries22

Tableau 3: Avantages de la technologie lithium-ion.....27

~~~ Liste des Abréviations ~~~

BMS	(Batterie Management System) système de gestion de batterie
DOD	(Depth of discharge) profondeur de décharge
EV	Electrique véhicule
EKF	(Extended Kalman Filter) le filtre de kalman étendu
EMF	Force électromotrice
EDL	Phénomène de double couche électrique
KF	Filtre de kalman
LiCoO ₂	Dioxyde de cobalt et de lithium.
LiMn ₂ O ₄	Lithium manganèse oxyde.
LiNiO ₂	Dioxyde de nickel et de lithium.
LiFePO ₄	Le lithium polymère
LERSI	Laboratoire Energies Renouvelables et Systèmes Intelligents
LiFePO ₄	Lithium fer phosphate
Li-Ion	Lithium-ion
NiCd	Nickel Cadmium
NiMh	Nickel-hydrure métallique
OCV	(Open circuit voltage) tension en circuit ouvert
PV	Photovoltaïque
SOC	(Stat of charge en anglais) Etat de charge
SOH	(Stat of health en anglais) Etat de santé
UKF	(Unscented Kalman Filter) filtre de kalman unscented
UT	(Unscented Transformation)
VRLA	Valve Regulated Lead Acid

~~~ Introduction générale ~~~

Actuellement, les énergies renouvelables constituent une réponse particulièrement adaptée aux besoins énergétiques considérables des pays émergents ainsi que ceux en voie de développement. Elles permettent de valoriser leurs ressources naturelles, hydraulique, ensoleillement, vent, biomasse ..., de rapprocher les sites de production des centres de consommation et de réduire la dépendance de ces pays en énergies fossiles.

Entre le réchauffement climatique induit par les gaz à effet de serre et la criticité du risque posé par les centrales nucléaires qui se présentaient comme une alternative aux combustibles fossiles, se pose à nous la question de notre futur énergétique, notamment concernant notre production d'électricité.

Les énergies renouvelables ont largement le potentiel pour couvrir les besoins électriques de l'activité humaine mondiale. Le soleil nous envoie par exemple, à lui seul, 1600 millions de TWh, soit 8000 fois la consommation mondiale en 2011 [1].

Ainsi, pour exploiter ces gisements quasi inépuisables d'une façon optimale, et puisque l'électricité provenant des sources renouvelables est intermittente, et dépendante des conditions climatiques, il est indispensable de stocker l'énergie électrique lorsqu'elle est produite pour l'utiliser plus tard, à la demande, pour assurer une disponibilité en continue de l'énergie.

De nombreuses technologies de stockage sont déjà existantes à des stades de développement variés allant de la démonstration en laboratoire à la maturité commerciale, comme le stockage à l'aide d'hydrogène, des batteries, volant d'inertie ou par le sel fondu pour les centrales à concentration [2].

A cause du rendement limité des technologies de conversion des énergies renouvelables, plusieurs travaux de recherche [2] ont été réalisés dans l'objectif d'améliorer les performances de stockage afin d'augmenter le rendement globale de ces systèmes.

Dans notre projet nous nous intéressons au stockage électrochimique par les accumulateurs et les batteries de technologie lithium ion et plus précisément à l'amélioration de l'utilisation de ces dernières en prenant en compte les paramètres tels que: coûts, performances et sécurité.

Pour cela la mise en place de systèmes de gestion de batterie (BMS Battery Management system) s'avère indispensable pour assurer une utilisation optimale de la batterie tout en garantissant la sécurité de l'utilisateur et de son investissement.

La détermination de l'état de charge (SOC) est l'une des tâches les plus importantes réalisées par ces systèmes (BMS) pour les systèmes hybrides comme les véhicules, les portables, et les systèmes photovoltaïques, car il est considéré comme l'un des paramètres clés et indicatif de l'état interne de la batterie. Etant donné que ce paramètre n'est pas mesurable directement il faudrait l'estimer.

Dans la littérature les systèmes qui permettent de suivre l'état des batteries, en proposant des indicateurs sont divers [1]. Certains optent pour lire la tension de la batterie comme indice sur son état, d'autres font le cumul des charges coulombique débitées/injectées, et prédisent l'état

de la batterie sur la base des données du constructeur ou les cycles de charge/décharge qui précèdent. Récemment les systèmes de prédiction se sont vus offrir des solutions plus complexes pour subvenir aux besoins des domaines d'application qui exigent une information plus fiable, en temps réel « online » [3].

Le travail présenté dans ce projet de fin d'études est une contribution dans le domaine des batteries dédiées aux applications photovoltaïques, précisément les batteries de technologies lithium-ion.

Ce rapport est organisé comme suit:

Dans le 1^{er} chapitre, nous présentons le lieu du stage à savoir le Laboratoire Energies Renouvelables et Systèmes Intelligents (LERSI). Ensuite nous donnons le cadre général de notre projet.

Dans le 2^{ème} chapitre, nous donnons des généralités sur les batteries existantes, leurs historiques et l'évolution des technologies impliquées. Ensuite, nous décrivons leurs différents paramètres et principales caractéristiques.

Le 3^{ème} chapitre est consacré à la présentation de quelques modèles de batteries qui existent dans la littérature, puis à formuler notre choix pour modéliser notre batterie. Dans la deuxième partie de ce chapitre, on présentera quelques méthodes utilisées pour l'identification, notre intérêt portera sur la méthode des moindres carrés non linéaire puisque c'est cette méthode qui sera appliquée dans ce projet.

Le 4^{ème} chapitre est dédié à l'estimation de l'état de charge, en effet nous citons quelques méthodes d'estimation utilisées, leurs avantages et leurs inconvénients. Une partie de ce chapitre concerne l'estimateur noyau (le filtre de Kalman) et ses dérivées, que nous utiliserons par la suite pour estimer les paramètres de notre batterie.

Dans le 5^{ème} chapitre, nous donnons la conception et la simulation de l'algorithme du filtre de kalman Unscented (UKF), puis nous discutons les résultats obtenus. Nous terminons par une conclusion générale qui résume le travail effectué au cours de ces cinq mois de stage.

Chapitre I :

Présentation du laboratoire ERSI et du cadre général du projet

I- Introduction:

Dans ce chapitre, nous commençons par une présentation succincte du lieu du stage à savoir le Laboratoire Energies Renouvelables et Systèmes Intelligents (LERSI). Ensuite nous donnons le cadre général de notre projet.

II- Présentation du Laboratoire ERSI

Ce projet de fin d'étude a été réalisé à la Faculté des Sciences et Techniques de Fès au sein du laboratoire ERSI dirigé par le professeur Ali Ahaitouf. Ce laboratoire couvre différents domaines complémentaires et innovants. Il est formé de 34 personnes, dont 13 permanents et 21 doctorants.

J'ai effectué mon stage au sein de l'équipe 1: Système à Energies Renouvelables: Intégration et Gestion Intelligente (SER) dont le responsable est le Professeur A. Mechaqrane.

L'organigramme du LERSI est donné sur la figure 1 suivante :

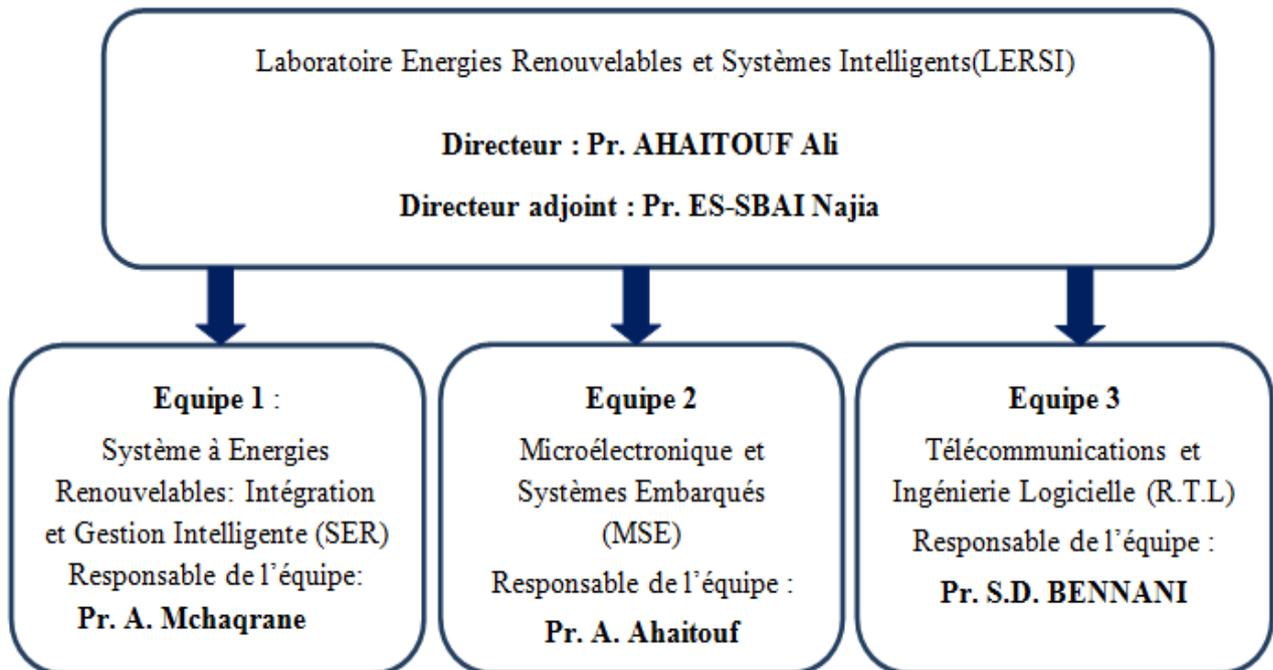


Figure 1: Organigramme du Laboratoire ERSI

Les axes de recherche de chaque équipe sont les suivants:

Equipe 1 :

- Energie solaire et énergie éolien gisements et valorisation
- Traitement de signaux et modélisation des réseaux intelligent
- Smart grid et développement des systèmes multi source
- Algorithme d'optimisation
- Automatique

Equipe 2 :

- Microélectronique Electronique des composants
- CEM des circuits intégrés Algorithme d'optimisation
- Systèmes embarqués
- Traitement et compression d'images et vidéo
- Antennes et propagation
- Photovoltaïque a concentration
- Algorithmes d'optimisation : dimensionnement des circuits intégrés analogiques

Equipe 3

- Théorie, conception et expérimentation des antennes micro-ondes pour des applications RFID
- Services Web, Ingénierie dirigée par les Modèles Adaptation
- Conception et mise en place de systèmes intelligents améliorant le concept ABC (Always Best Connected) pour la prochaine génération de véhicules connectés.

III- Cadre général du projet

L'état de charge d'une batterie (SOC) est un paramètre clé dans les applications photovoltaïques, les véhicules électriques, et autres appareils électriques portables qui nécessitent un moyen de stockage. Une bonne connaissance de l'état de charge permet de déterminer le niveau de fonctionnement que peut assurer la batterie. Un bon diagnostic permet également d'assurer la sécurité de fonctionnement de la batterie et prévenir tout risque de dégradation des performances de l'accumulateur ou de l'accumulateur lui-même (emballement thermique, explosion).

Actuellement, nous pouvons recenser environ une dizaine de fabricants de composants dédiés au calcul de l'état de charge [4]. Ces composants sont principalement dédiés au calcul de l'état de charge de batteries pour des applications portables domestiques du type ordinateur, téléphone,... Le calcul du SOC effectué au sein de ces composants, repose principalement sur des méthodes coulomb-métriques considérées suffisantes pour de telles applications.

Par contre ces méthodes ne sont pas convenables dans le cas d'autres applications comme les satellites, les robots spatiaux, les véhicules électriques ..., où il est nécessaire de prendre en considération les conditions de fonctionnement telles que: la variation de température, la plage de courant.

L'objectif de ce travail est la conception et simulation de l'algorithme de filtre de kalman unscented (UKF) autour du modèle de Thévenin de deuxième ordre.

Toute l'étude portera sur un accumulateur de technologie lithium ion, car cette technologie prometteuse en termes de performance, doit encore progresser du point de vue sécurité d'utilisation.

IV- Conclusion

Dans ce chapitre nous avons, dans un premier lieu, présenté le laboratoire d'accueil de ce stage, puis nous avons donné le cadre général du projet.

Chapitre II:

Généralités sur les accumulateurs

I- Introduction

Dans ce chapitre nous nous proposons d'étudier les accumulateurs électrochimiques et plus particulièrement la batterie, dans la première partie nous allons présenter un bref historique sur les batteries, et leurs différents types selon les technologies impliquées.

Nous dressons par la suite la définition des différents paramètres et indicateurs qui reflètent l'évolution de l'état de la batterie ainsi que les phénomènes interagissant pour donner son évolution effective.

La dernière partie de ce chapitre est dédié aux batteries lithium-ion, afin de créer une base de connaissances sur ce type d'accumulateurs qui est utilisé dans ce projet de fin d'études.

II- Historique des batteries

Un accumulateur est un dispositif physique qui transforme l'énergie chimique stockée en une énergie électrique par le biais d'une réaction chimique appelée oxydo-réduction. Dans ce type de réactions les électrons se déplacent d'un matériau à un autre à travers un circuit électrique simple. Une batterie accumulateurs peut être composée d'un ou plusieurs éléments appelés cellule électrochimique, reliés entre eux de façon à créer un générateur électrique de tension et de capacité désirée. A noter que la terminologie anglo-saxonne regroupe sous le vocable "battery" les piles, les accumulateurs et les batteries. La distinction s'opère par un qualificatif, à savoir "primary"(ne sont pas rechargeables) pour les piles, et "secondary" (rechargeable) pour les accumulateurs.

L'histoire des accumulateurs commence quant à elle en 1799, Volta réalise le premier dispositif produisant du courant électrique par conversion électrochimique. Il s'agissait d'une pile constituée de couches successives de zinc, de tissu humide et de cuivre. En 1859, Gaston Planté réalise le premier accumulateur (rechargeable) au plomb. Il comporte deux feuilles de plomb roulées en spirale, séparées par une toile de lin et plongées dans un bac contenant une solution d'acide sulfurique. Ces accumulateurs sont encore utilisés aujourd'hui dans les batteries automobiles.

En 1899 le Suédois Waldemar Jungner invente l'accumulateur nickel-cadmium, d'une tension nominale de 1,2 V, dont les applications vont se répandre au 20ème siècle, malgré un effet mémoire marqué. Elle a trouvé sa place dans l'industrie, (outillage portatif, éclairage de sécurité...), A cause des problèmes écologique lié au cadmium, il a été remplacé dans les années 70 par l'hydrure métalliques pour la constitution de l'électrode négative. Ce qui a donné naissance aux accumulateurs NiMH. Ceux-ci sont aujourd'hui utilisés dans les domaines de l'électronique portable et du transport routier (véhicule électrique, véhicule hybride).

Commercialisée pour la première fois par la firme japonaise SONY en 1991, la batterie lithium-ion occupe aujourd'hui une place prédominante sur le marché de l'électronique portable. L'idée d'utiliser le lithium repose essentiellement sur son faible masse volumique, et son énergie spécifique qui est bien supérieures à celles des autres technologies. En outre, l'absence d'effet mémoire et d'entretien leurs confèrent des atouts supplémentaires.

Sur la figure 2, nous donnons une comparaison de différentes technologies de batteries [5].

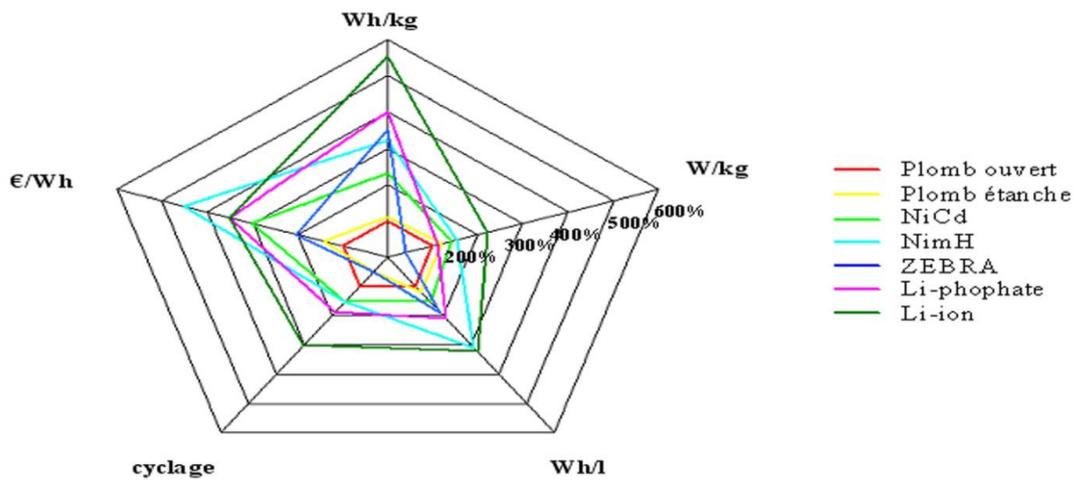


Figure 2: Comparaison globale des technologies de batterie

Dans le tableau 1, nous donnons les caractéristiques de quelques technologies d'accumulateurs [5] à savoir la f.é.m. à vide, l'énergie spécifique, l'énergie volumique et le nombre de cycles.

Technologies d'accumulateur	fem à vide (V)	énergie spécifique théorique (Wh/kg)	énergie spécifique pratique (Wh/kg)	énergie volumique pratique (Wh/dm ³)	nombre de cycles
Plomb étanche	2,1	173	35	80	500 - 800
nickel cadmium	1,30	211	30 – 50	80	2000
nickel hydrure métallique	1,32	216	65	200	500 - 1000
lithium-ion	4,1	750	100 – 150	200 – 300	1000

Tableau 1: Comparaison des performances spécifiques de quelques accumulateurs commercialisés.

III. Principales caractéristiques des accumulateurs:

La diversité des domaines d'utilisation des batteries a imposé plusieurs types de critère qui sont utiles pour déterminer les performances d'une batterie à travers ces paramètres, et phénomènes qui dominent ces fonctionnements afin d'en classer les différents types des batteries suivant leur conformité aux exigences

Dans ce qui suit, on donne quelques notions de base, terminologies et paramètres utilisés pour les batteries.

1) Principe électrochimique

Il est nécessaire de comprendre les phénomènes chimiques de base gouvernant le fonctionnement des batteries afin de pouvoir justifier les choix des méthodes, des modèles, et par la suite mieux interpréter les résultats de ces interactions.

L'anode libère un ou des électrons dans le circuit extérieur. Ces électrons circulent alors jusqu'à la cathode où ils participent à la réaction de réduction (gain d'un ou plusieurs électrons). Simultanément, les anions et les cations migrent dans la solution électrolytique entre les deux électrodes afin de préserver l'équilibre des charges. Lorsque l'anode est complètement oxydée (ou la cathode totalement réduite), ces réactions s'achèvent et la batterie est déchargée. Quant à la charge, elle est réalisée en appliquant un courant électrique aux électrodes afin d'engendrer les réactions inverses [6].

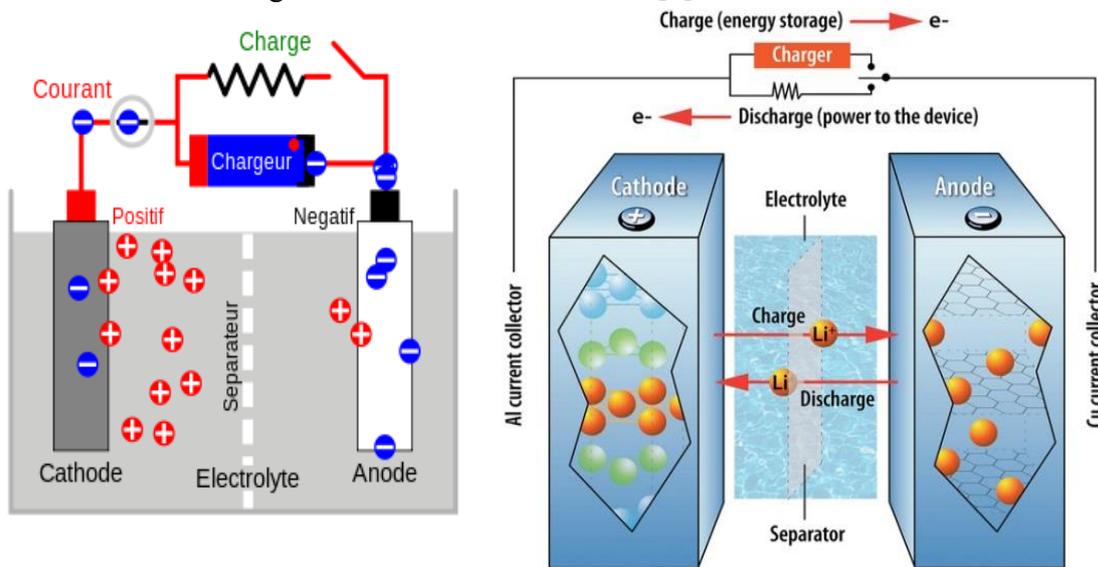


Figure 3: Cellule électrochimique :

2) La tension nominale

La tension nominale, exprimée en volt, est fixée par le potentiel de la réaction chimique de chaque élément du couple d'oxydoréduction utilisé. Par exemple, dans le cas d'un accumulateur au Lithium la tension nominale (tension opérationnelle) par cellule est de 3.6 volts.

3) Tension à circuit ouvert « VOC »

Tension à circuit ouvert « VOC » : est la tension mesurée de la cellule (ou batterie) sous aucune charge ($I_b = 0$), cette tension est directement liée à l'état de charge de la cellule (SOC), ce dernier est généralement utilisé pour la déterminer, ces deux paramètres sont liés par une relation qui peut être linéaire ou non selon le type de batterie considéré. Pour le cas linéaire l'équation qui relie les deux grandeurs est la suivante :

$$V_{oc} = \beta \text{SOC} + V_{cut_off} \quad 2.1)$$

Avec β est un paramètre caractéristique de chaque technologie.

4) Tension de fin de décharge

A cette tension, l'accumulateur est considéré comme étant déchargé. Généralement, on ne doit pas descendre en dessous de cette tension pour éviter la détérioration de l'accumulateur. Si on

prend le cas d'une cellule au Lithium ion (3.6 volt) la tension de fin de décharge est environ 2.5V

5) Capacité d'une batterie d'accumulateurs

La tension de la batterie est déterminée par sa chimie, mais sa capacité représente la quantité maximale d'électricité qu'elle peut fournir. Comme le courant est le nombre d'électrons par unité de temps, la capacité d'une cellule est l'intégral du courant fournie par la batterie.

La capacité est mesurée en ampères-heures (Ah) et elle exprimée par l'équation suivante

$$Q = \int_{t_0}^t I_b(t) dt \quad 2.2)$$

6) La résistance interne

La résistance interne d'une batterie est la somme de plusieurs résistances élémentaires représentant des phénomènes divers observés lors des études électrochimiques elle comprend alors :

- la résistance de l'électrolyte.
- la résistance des matériaux actifs de chaque électrode.
- la résistance de contact entre les électrodes et les cellules.

7) Phénomène de la double couche électrique (EDL)

L'application d'un potentiel à une électrode dans un électrolyte provoque un courant transitoire qui modifie la répartition des charges dans celui-ci. En effet, la couche de solution immédiatement adjacente à l'électrode acquiert la charge opposée au potentiel de l'électrode, engendrant ainsi la formation d'une couche de charge sur la surface de l'électrode en face, dans l'électrolyte et une couche à charge opposée. Cette région est appelée "double couche électrique"

Le modèle initial de la double couche électrique est attribué au physicien Hermann Von Helmholtz (1853) [7]. Mathématiquement, il a simplement assimilé la double couche à un condensateur, en se basant sur un modèle physique, ce modèle suppose que les charges positives et négatives sont situées dans deux plans séparés par une distance L_H . Pour ce modèle particulier, la valeur de la capacité surfacique est donnée par l'expression

$$C_h = \epsilon_0 \cdot \epsilon_r / L_h \quad 2.3)$$

Avec ϵ_0 et ϵ_r représente respectivement la permittivité du vide, et celle du matériau utiliser.

8) Phénomène de polarisation

Lorsqu'un courant « I_b » passe dans l'accumulateur, la tension varie de l'équilibre du circuit ouvert « VOFC » vers une valeur plus faible ou plus forte selon la phase (charge ou décharge). Ce phénomène est appelé la polarisation (η).

Vu que ce phénomène évolue avec le courant, cela le rend de plus en plus nuisible au rendement car il provoque des pertes d'énergie (et en capacité)

Trois types de polarisation sont identifiés :

- Polarisation d'activation (η_a): reprend l'énergie nécessaire pour surmonter la barrière d'énergie d'activation afin qu'une réaction puisse se dérouler.
- Polarisation de concentration (η_c): représente la variation du potentiel d'électrode apportée par des changements locaux de concentration, la diminution de la concentration des réactifs et l'augmentation des produits de la réaction.
- Polarisation résistive (η_R) : représente la chute de potentiel due aux pertes résistives dans la cellule [8].

9) Phénomène d'autodécharge

C'est la décomposition spontanée (sans intervention externe) des matières actives de la cellule d'un état chargé vers un état de décharge [9]. Il est interprété comme une perte de l'EMF due à une fuite interne de courant (I_{sd}).

Selon différentes lectures, les batteries primaires sont les moins affectées par l'effet autodécharge, viennent par la suite les secondaires (batteries rechargeables), voir le Tableau 2.

Type de batteries	L'estimation de l'autodécharge
Primaire	10% en 5 ans
Plomb-acide	5% par mois
NiCd	10~15% en 24heurs, après 10~15% par mois
Ni-Mh	30%
Li-ion	5% en 24heurs, après 1-2% par mois

Tableau 2: L'autodécharge des différentes technologies de batteries

10) L'effet de mémoire

L'« effet de mémoire » est un phénomène qui caractérise une batterie qui refuse de délivrer toute l'énergie qu'elle a en magasinée, car elle a été rechargée avant d'être totalement épuisée et a mémorisé le seuil atteint au moment de la recharge comme seuil d'épuisement.

Ce phénomène a été initialement découvert par la NASA. Ses satellites, mis sur orbite autour de la terre, se chargeaient pendant les périodes de jours et se déchargeaient pendant les périodes de nuit. Les durées de charges/décharges sont restées parfaitement identiques. Après plusieurs charges/décharges, la NASA a remarqué que la batterie ne donnait plus d'énergie au-delà du point où elle avait l'habitude d'être déchargée cela a été expliqué par le fait que la batterie avait gardé en « mémoire » le seuil de décharge habituel [10].

11) Le taux-C

Le courant de charge ou de décharge de la batterie d'accumulateurs est mesuré à un taux noté « C ». C'est-à-dire, une batterie d'accumulateurs de capacité 1 Ah peut fournir un courant de 1 A pendant une heure de décharge à un taux 1 C. La même batterie d'accumulateurs déchargée à un taux de 0,5 C fournira un courant de 0.5 A pour deux heures.

A un taux de 2 C, la batterie va délivrer 2 A pendant 30 minutes. Donc, un taux de 1 C implique une décharge (ou charge) pendant une heure, 0,5 C correspond à 2 heures et 0,1 C à 10 heures de décharge (ou charge).

12) L'état de charge (SOC)

La batterie peut être vue comme un réservoir d'énergie dont la quantité évolue constamment. En conséquence, son état de charge est identifié comme la capacité contenue dans cette batterie, elle est affectée par les conditions d'opération (le courant, la température...etc.). L'unité de SOC est 100% ou 1 pour une batterie pleinement chargée et 0% ou 0 pour une batterie dite vide.

$$SOC = SOC * 100 = \frac{(\text{capacité actuelle (Ah)})}{C_x(\text{Ah})} * 100 \quad 2.4)$$

Comme solution simple, l'évolution du SOC peut être traquée selon l'équation :

$$\Delta SOC = SOC(t) - SOC(t_0) = - \frac{1}{\text{capacité(Ah)}} \int_{t_0}^t I_b(t) dt \quad 2.5)$$

$$SOC = SOC(t_0) - \frac{1}{\text{capacité(Ah)}} \int_{t_0}^t I_b(t) dt \quad 2.6)$$

13) La profondeur de décharge (DOD)

Le DOD est la quantité de capacité retirée durant la phase de décharge lors d'un cycle à partir d'une batterie pleinement chargée. Il est exprimé, en pourcentage (%), en référence à la capacité maximale qui peut être livrée par cette batterie

$$DOD\% = \frac{(\text{capacité retiré d'une batterie charger (Ah)})}{C_x(\text{Ah})} * 100 \quad 2.7)$$

La profondeur de décharge est le complément de l'état de charge :

$$DOD = (1 - SOC) * 100 \quad 2.8)$$

14) L'état de santé (SOH)

SOH est un paramètre qui reflète l'état général de la batterie/cellule et sa capacité à fournir les performances spécifiées par rapport à une batterie neuve. C'est un indicateur important pour suivre la dégradation des performances de la batterie afin d'estimer la durée de vie (Nb-Cycles) qui reste.

$$SOH = SOH * 100 = \frac{(\text{capacité d'une batterie utiliser (Ah)})}{C_x(\text{Ah})} * 100 \quad 2.9)$$

Pour certain prédéfinition, la batterie est à sa fin de vie (EOL) lorsqu'elle a SOH%= 80.

15) Courbe de décharge

La courbe de décharge est la plus utilisée dans l'industrie. D'ailleurs, c'est celle qui est utilisée par les fabricants pour présenter les spécifications des batteries. On obtient la courbe de décharge en mesurant la tension de la batterie en fonction du temps pour un courant de décharge donné. La procédure acceptée par l'industrie est d'effectuer la décharge complète de

la batterie en appliquant une charge équivalente à sa capacité ampérométrique sur la période spécifiée

Dans la figure 4 nous donnons un exemple de courbe de décharge d'une batterie Li-ion [11].

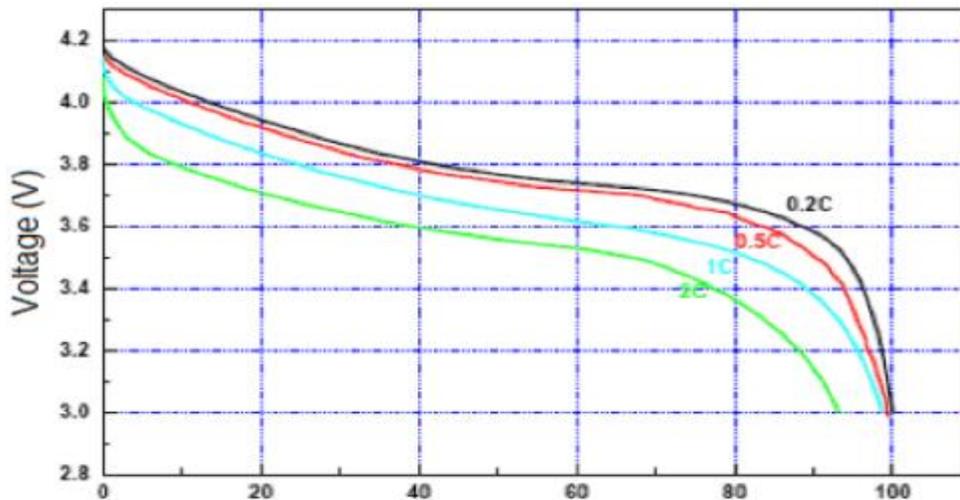


Figure 4: courbe de décharge de Li-ion pour différent courant

Dans ce projet, on a choisi de travailler avec des batteries de technologies lithium-ion. Ce choix est lié aux avantages et aux performances de cette technologie par rapport aux autres technologies d'accumulateur.

IV. Les accumulateurs lithium

Grâce à un caractère réducteur particulièrement prononcé, l'élément lithium présente un potentiel parmi les plus bas (-3,045 V/ENH) de tous les éléments, et une capacité spécifique (3860 Ah.kg-1) plus élevée que celle des matériaux en usage, grâce à son faible masse volumique du lithium (0,534 g.cm-3). En associant le lithium à un oxydant, on peut donc espérer créer un dispositif dont l'énergie et la force électromotrice soient supérieures à la plupart des autres couples électrochimiques.

L'association de ces deux électrodes est réalisée par le biais de l'électrolyte qui assure le transport des charges d'une électrode à l'autre. L'électrolyte doit être choisi de manière à assurer la compatibilité de celui-ci avec les matériaux qui constituent les électrodes. Par exemple, en raison de la forte réactivité du lithium avec l'eau, l'électrolyte des batteries au lithium ne peut être aqueux.

Bien que les potentiels standards des nombreux matériaux disponibles soient connus, les performances réelles et pratiques d'un couple oxydo/réducteur ne peuvent être définies que par des essais. En effet, pour palier de nombreux phénomènes de dégradation, les chimistes modifient et amendent la composition des constituants.

1) Les accumulateurs lithium Métal

La première utilisation de lithium dans les batteries, c'est été dans les années 1960, sous la forme de batterie lithium métal.

cette désignation implique que l'électrode négative (le lithium est un réducteur) est constituée de lithium sous forme métallique, un électrolyte non aqueux, et une électrode positive capable de capter et restituer des ions lithium (Li^+) [8]. Chacun de ces matériaux est monté sur des collecteurs de courant afin d'acheminer les charges jusqu'aux bornes de l'accumulateur.

Les matériaux susceptibles de former l'électrode positive sont nombreux. On peut citer par exemple : LiV_3O_8 , LiCoO_2 ,

Les batteries lithium métal souffrent cependant de deux principaux problèmes : la formation d'une couche de passivation à la surface du métal, ainsi que la formation des dendrites au niveau des électrodes.

2) Les accumulateurs Lithium ion

a) Principe de fonctionnement et phénomène de dégradation

La solution adaptée pour pallier aux problèmes rencontrés dans les accumulateurs lithium métal est d'abandonner le lithium sous forme métallique au niveau de l'anode au profit d'un composé d'insertion. Le graphite apparaît comme le meilleur candidat pour ce rôle. En effet, les propriétés d'insertion du carbone ont été démontrées, jusqu'à 1 ion lithium pour 6 atomes de carbone (LiC_6). Comme cela est visible sur le schéma ci-dessous [8], dans les accumulateurs lithium-ion, le lithium reste à l'état ionique. Les électrodes sont composées de carbone (graphite) pour l'anode (électrode négative), et d'ions métalliques pour la cathode (électrode positive), tandis que l'électrolyte est constitué d'une solution contenant des sels de lithium. Les ions lithium viennent s'insérer dans le graphite et dans le dioxyde de cobalt ou manganèse qui ne prennent eux pas part la réaction. Lors de la décharge, le lithium présent sous forme non ionique dans l'électrode positive se transforme en ion et libère un électron. L'ion migre à travers l'électrolyte qui est conducteur tandis que l'électron relâché emprunte le circuit externe, ce qui crée un courant.

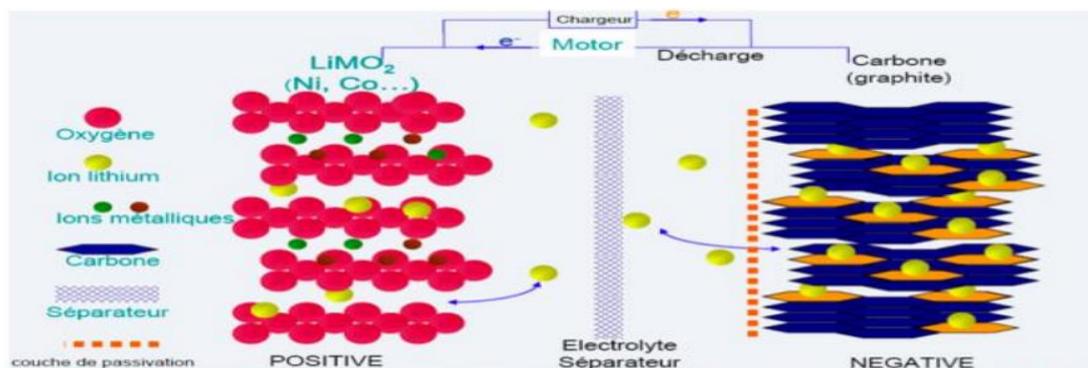


Figure 5 : Exemple d'une cellule du Li-ion

Le trait pointillé orange sur la figure à droite correspond à la formation d'une couche de passivation à la surface de l'électrode négative. Cette dernière empêche l'électrolyte de réagir avec l'électrode. Laisse passer les ions lithium; se révèle être un isolant électronique. Cette couche de passivation se forme dès le premier cycle de charge (et de décharge) de l'accumulateur: celui-ci est donc réalisé à l'usine de fabrication suivant un protocole parfaitement défini. L'évolution de cette couche constitue également un des principaux

facteurs de vieillissement de l'accumulateur : elle va croître en fonction de la durée de vie de la batterie, ce qui conduira, d'une part, à une consommation des ions lithium et donc une réduction de la charge totale de la batterie, et d'autre part, à une augmentation de la résistance interne de la batterie. Les performances de la batterie seront donc diminuées.

b) Types de batterie lithium-ion

Il existe différentes variantes du lithium-ion suivant le type de matériaux d'insertion utilisé.

Les matériaux les plus utilisés sont les suivants:

- Dioxydes de cobalt (LiCoO₂).
- Des oxydes de manganèse (LiMn₂O₄).
- L'oxyde de nickel (LiNiO₂).
- Lithium fer phosphate LiFePO₄

La figure 6 représente une comparaison entre les différentes caractéristiques de chaque matériau [8].

Matériau	Potentiel moyen par rapport au lithium (V)	capacité spécifique (mAh/g)	coût	toxicité	sécurité
<i>LiCoO₂</i>	3,7	180	élevé	OUI	
<i>LiNiO₂</i>	3,5	220	moyen		
<i>LiMn₂O₄</i>	3,8	140	faible	NON	
<i>LiFePO₄</i>	3,43	170	faible	NON	très stable

Figure 6:Matériaux d'insertion haute tension pour la cathode

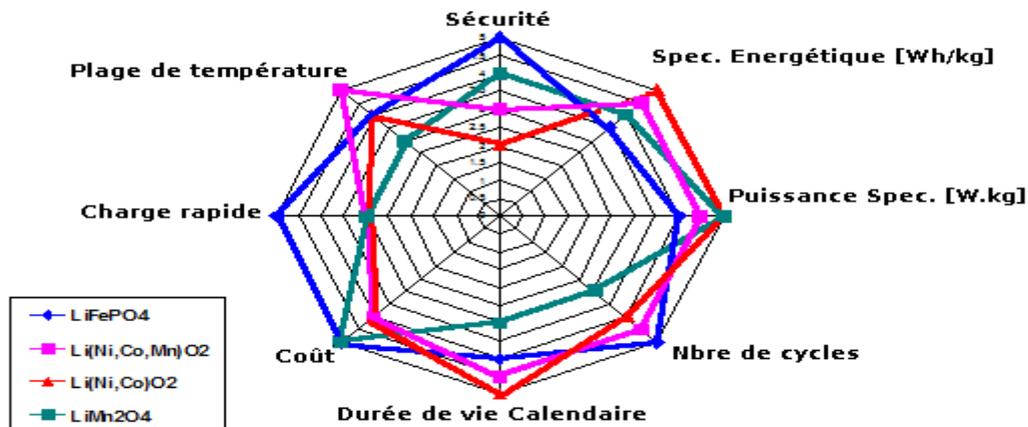
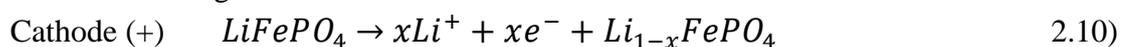


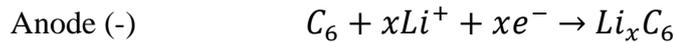
Figure 7:Comparaison entre les différentes technologies du lithium

c) Réactions chimiques principales

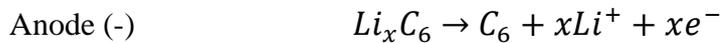
Comme nous l'avons évoqué dans les paragraphes précédents, le principe de fonctionnement d'un accumulateur Lithium ion repose sur le principe d'échange d'ions lithium d'une électrode à une autre. Pour des raisons de disponibilité commerciale et de technologie prometteuse, notre choix s'est porté sur une batterie LiFePO₄. Les principales réactions en charge et en décharge d'un accumulateur LiFePO₄ sont présentées ci-dessous.

- Réaction en charge





- Réaction en décharge



3) Synthèse des caractéristiques de la technologie lithium-ion

Parmi les propriétés caractérisant les accumulateurs électrochimiques, on peut citer de façon non exhaustive l'énergie spécifique (Wh.kg-1) ou volumique (Wh.l-1), la puissance spécifique (W.kg-1) ou volumique (W.l-1), la durée de vie, la maintenance, la fiabilité, le coût, la conservation des propriétés à basse et à haute températures. Dans les applications portables grand public, l'encombrement et la masse sont des critères déterminants. Dans le domaine industriel, la durée de vie devient prépondérante. De tous ces points de vue, la technologie lithium-ion offre des avantages évidents [5] regroupés dans le tableau suivant:

tension de fonctionnement	Elevée (>3,5V),
énergie spécifique élevée	(> 120 Wh.kg ⁻¹)
Énergie volumique élevée	(> 250Wh.l ⁻¹),
durée de vie en cyclage	Longue (> 1000cycles),
Autodécharge	Faible,
l'effet mémoire	Pas d'effet mémoire
Maintenance	Pas maintenance
plage d'utilisation en température	Large (de -30 °C à 60°C).

Table 3: Avantage de la technologie lithium-ion

Contrairement au lithium métal, la charge rapide est possible. A noter également, toujours par rapport au lithium métal, une sécurité améliorée. Sécurité qui reste cependant problématique pour les éléments de grande taille, en cas d'utilisation abusive (surchauffe, surcharge, écrasement, court-circuit).

V. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons donné des généralités sur les batteries, leur historique, leur principe de fonctionnement ainsi que leur principales caractéristiques. Ensuite, nous avons présenté la technologie lithium ion, ses différentes technologies et leurs caractéristiques car c'est le type de batteries utilisé dans ce projet.

Nous concluons à ce niveau que la technologie lithium-ion est une technologie qui arrive à maturité et est utilisée dans différents domaines comme le transport, les satellites, les projets spatiaux et photovoltaïques. Des progrès doivent encore être réalisés pour garantir leur sûreté de fonctionnement. Deux axes sont privilégiés: le choix de matériaux peu enclin aux emballements thermiques et une électronique de contrôle permettant de garantir une utilisation de la cellule dans ses limites.

Chapitre III:

Modélisation des batteries et identification des paramètres internes

I- Introduction

Pour utiliser un accumulateur avec efficacité, il est bien nécessaire de comprendre son fonctionnement, sa dynamique et de connaître les paramètres qui peuvent affecter ses performances.

Dans le contexte de la mise au point d'algorithmes de gestion de batteries et des simulations nécessaires, une représentation du phénomène mesuré sous la forme d'un modèle (mathématique, empirique, électrochimique...) est nécessaire. La forme du modèle se déduit de l'aspect physique du phénomène étudié et tient souvent en compte des simplifications de manière à éviter de concevoir des implémentations excessivement complexes.

Dans ce chapitre nous présentons quelques modèles qui existent dans la littérature, nous nous intéresserons à la modélisation par circuits électriques, puisque c'est la méthode que nous allons utiliser dans notre projet.

Dans la deuxième partie de ce chapitre, nous abordons le phénomène d'identification. En effet, nous présenterons quelques méthodes utilisées pour l'identification des paramètres internes de batteries et plus précisément les méthodes des réseaux de neurone et celle des moindres carrés non linéaire.

II. Modélisation des batteries

II-1 Les modèles électrochimiques

La modélisation électrochimique a depuis été appliquée à nombre de technologies de batteries. Ce concept, mêlant la chimie à la physique, peut non seulement être utilisé pour identifier les phénomènes qui limitent la performance des cellules, mais aussi pour comprendre les mécanismes fondamentaux de la génération de puissance. Elle offre également de très bonnes prédictions pour optimiser la conception des batteries.

En général, la modélisation électrochimique décrit les phénomènes de masse, d'énergie, et de transport dynamique de chaque espèce pour chaque phase et chaque composant de la cellule. Les équations de transport sont souvent utilisées car les électrodes peuvent avoir une structure composite. Le modèle aboutit typiquement à un système d'équations différentielles couplées à résoudre pour chaque dimension de l'espace. Si la modélisation électrochimique prédit l'évolution des quantités macroscopiques comme la tension de la cellule et son courant, elle précise aussi la distribution locale en concentration, potentiel, courant et température à l'intérieure de la cellule à une échelle microscopique.

Pour être complets, ces modèles nécessitent l'acquisition d'un certain nombre de paramètres (géométrie des électrodes, concentration de l'électrolyte, coefficient de diffusion, coefficient de transfert, constante de réaction...). S'il est possible d'obtenir une estimation raisonnable de certains d'entre eux dans la littérature, d'autres, en revanche, requièrent une investigation expérimentale bien plus approfondie. De par leur nature essentiellement physique, ces modèles sont extrêmement importants pour comprendre et améliorer la chimie des cellules électrochimiques. En revanche ils sont rarement utilisés pour la conception et le dimensionnement de système d'électronique de puissance où seules les grandeurs globales (tension, SOC, courant...) guident l'ingénieur.

II-2 Modèle empirique

C'est une méthode classique basée sur des tests expérimentaux. Les performances de la batterie d'accumulateurs sont enregistrées et tabulées. Ce type de modèle ne représente pas un modèle générique pour tous les accumulateurs car il ne tient pas compte de tous les paramètres, il faut faire des tests pour chaque type d'accumulateur.

II-3 Modèle par circuit électrique équivalent

La modélisation électrique consiste à reproduire le comportement des batteries au moyen de circuits électriques composés d'éléments passifs (résistances, capacités, inductances) et actifs (force électromotrice, source de courant...). Pour les spécialistes du génie électrique, de tels circuits sont courants, il est indispensable de pratiquer une analyse rapide des résultats et de prévoir leur comportement fréquentiel et temporel.

Ce qui va suivre relate quelques un de ces modèles présentés dans la littérature.

a) Modèle idéal

Le modèle le plus simple et le plus commun, illustré dans la figure 8 consiste en une source de tension idéale U_{oc} (tension à vide) en série avec une résistance interne. U_L est la tension terminale aux bornes de l'accumulateur.

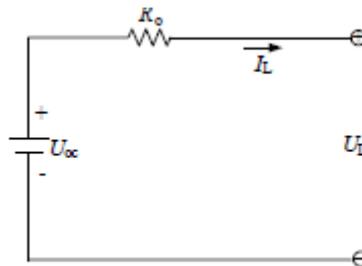


Figure 8: Modèle idéal

$$U_L = U_{oc} - I_L R_0 \quad 3.1)$$

Dans ce simple modèle R_0 et U_{oc} sont considérés constants. Ce modèle ne tient compte ni de la variation de la résistance interne de l'accumulateur en fonction de l'état de charge ni de la température. Ce modèle peut être appliqué si on peut négliger la dépendance des paramètres de l'état de charge et de la température

b) Modèle de Thevenin du premier ordre

Ce modèle, représenté par la figure 9 est souvent utilisé. Il consiste en une source idéale U_{oc} , une résistance interne R_0 , un condensateur C_{th} qui représente la polarisation des plaques métalliques de l'accumulateur et une résistance de sur tension R_{th} qui est due au contact des plaques avec l'électrolyte. Dans ce modèle, tous les éléments du circuit équivalent sont supposés constants et différents en charge et en décharge. Mais, en réalité ces paramètres varient aussi en fonction de l'état de charge et le taux de décharge.

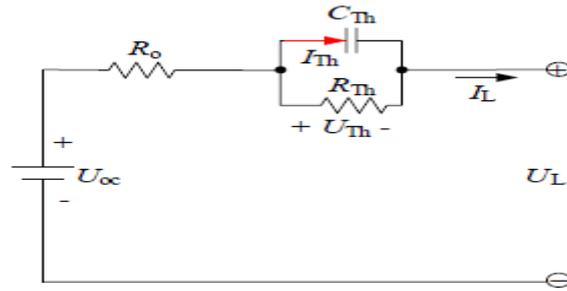


Figure 9 : Modèle de Thevenin du premier ordre

$$\dot{U}_{th} = \frac{U_{th}}{R_{th}C_{th}} + I_L \frac{1}{C_{th}} \quad (3.2)$$

$$U_L = U_{oc} - U_{th} - I_L R_0$$

c) Modèle de Thevenin du deuxième ordre :

Ce modèle est représenté par le schéma suivant:

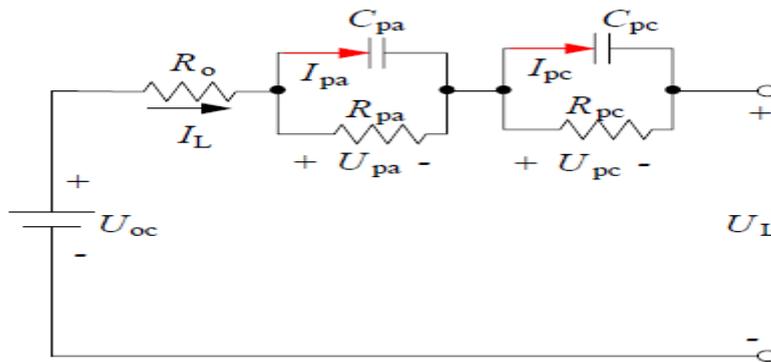


Figure 10: Modèle de Thevenin du deuxième ordre

Ce modèle est caractérisé par les équations suivantes :

$$\dot{U}_{pa} = \frac{dU_{pa}}{dt} = -\frac{U_{pa}}{(R_{pa}C_{pa})} + iL \frac{1}{(C_{pa})}$$

$$\dot{U}_{pc} = \frac{dU_{pc}}{dt} = -\frac{U_{pc}}{(R_{pc}C_{pc})} + iL \frac{1}{(C_{pc})} \quad (3.3)$$

$$U_L = U_{oc} - U_{pa} - U_{pc} - R_0 iL$$

Le modèle, ci-dessus [13], apporte à l'évolution de la tension (U_L) la réponse transitoire liée au phénomène de la double couche de polarisation électrique (EDL) et la polarisation dynamique. Les deux réseaux (R_{pa} , C_{pa} , R_{pc} , C_{pc}) font réagir l'ensemble à deux constantes de temps différentes, τ_{pa} (rapide) et τ_{pc} (lente), Il consiste en une source idéale U_{oc} de tension en circuit ouvert , une résistance Ohmique R_0 , et deux résistances de polarisation, R_{pa} et R_{pc} qui représentent successivement la résistance de la polarisation électrochimique et la résistance de polarisation de concentration, et deux condensateurs C_{pa} et C_{pc} qui représentent respectivement la capacité de polarisation électrochimique et la capacité de concentration.

d) Modèle de Shepherd

Ce modèle a été présenté par Shepherd [14], il suppose que le courant de décharge et la résistance interne sont constants. Ce modèle est basé sur une équation qui permet de reproduire des courbes de décharge d'un nombre assez important d'accumulateurs. Les paramètres de cette équation sont calculés à partir d'un certain nombre de points discrétisés d'une courbe d'un manufacturier. Cette modélisation ne prend pas en considération la température et la variation de la tension du circuit ouvert en fonction de l'état de charge. La tension terminale aux bornes de l'accumulateur dans ce modèle est exprimée par l'équation suivante :

$$V_t = V_0 - K \frac{Q \cdot I_b}{Q - I_b t} \quad 3.4)$$

En ajoutant à cette équation la chute de tension ohmique, on obtient:

$$V_t = V_0 - K \frac{Q \cdot I_b}{Q - I_b t} - R \cdot I_b \quad 3.5)$$

Cette équation n'inclut pas la chute de tension au début de la décharge. On peut représenter cette partie de la courbe par l'ajout d'une fonction exponentielle, L'équation devient alors

$$V_t = V_0 - K \frac{Q \cdot I_b}{Q - I_b t} - R \cdot I_b + A \exp\left(\frac{-B}{Q} I_b \cdot t\right) \quad 3.6)$$

Où V_0 , K , Q , R , A et B représentent des paramètres constants à déterminer graphiquement, ce qui nécessite plusieurs points de la courbe de décharge du fabricant. En plus. Shepherd utilise deux courbes de décharge pour déterminer les six paramètres. Parfois, la partie exponentielle de la courbe est difficile à observer car elle est très courte et peut alors être négligée et la courbe de décharge peut être représentée par la zone de polarisation qui est représentée par l'équation (3.5). L'équation de Shepherd (3.6) a été largement utilisée et modifiée par d'autres auteurs dans la littérature.

e) Modèle proposé par Gabriel A. Rincón-Mora et Min Chen

Le modèle proposé par Gabriel A. Rincón-Mora et Min Chen est un modèle capable de prédire à la fois le fonctionnement de la batterie et ses performances, et de prévoir l'autonomie de la batterie pour les différents profils de charge, et d'améliorer l'efficacité énergétique de la batterie. Le modèle proposé est compatible avec plomb, NiCd, NiMH, Li-Ion, polymère Li-Ion, et d'autres batteries électrochimiques [15].

Le modèle est donné par la figure 11, à gauche, le condensateur (Capacité) et la source de courant commandée en courant -hérité de modèles de fonctionnement- modélise la capacité, SOC, et l'autonomie de la batterie. Le réseau RC, similaire aux réseaux RC de modèles Thévenin, simule la réponse transitoire.

Pour combler l'état de charge (SOC) avec la tension en circuit ouvert, une source de tension commandée par tension est utilisée.

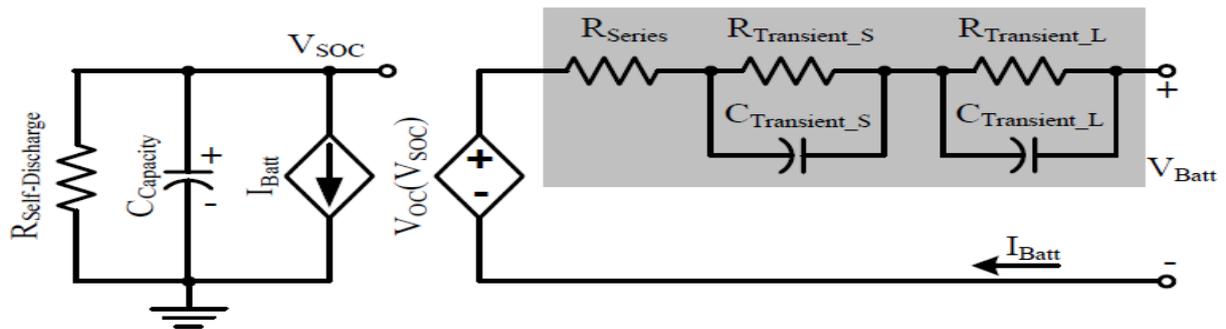


Figure 11: Modèle proposé par Gabriel A. Rincón-Mora et Min Chen

III- Identification des paramètres

Il s'agit, à partir d'observations entrée-sortie collectées sur un système donné, potentiellement non-linéaire, de construire puis d'estimer une structure de modèle qui pourrait reproduire au mieux le comportement de ce système.

Pour les modèles par circuit électrique équivalent, il s'agit de chercher les valeurs des composants électroniques (résistances et des capacités) qui correspondent à notre système réel. Dans cette partie nous allons présenter quelques méthodes utilisées pour l'identification des paramètres internes de la batterie exactement les méthodes des réseaux de neurone et celle des moindres carrés non linéaire.

III-1 les réseaux de neurones

Un réseau neuronal est l'association, en un graphe plus ou moins complexe, d'objets élémentaires, les neurones formels [16].

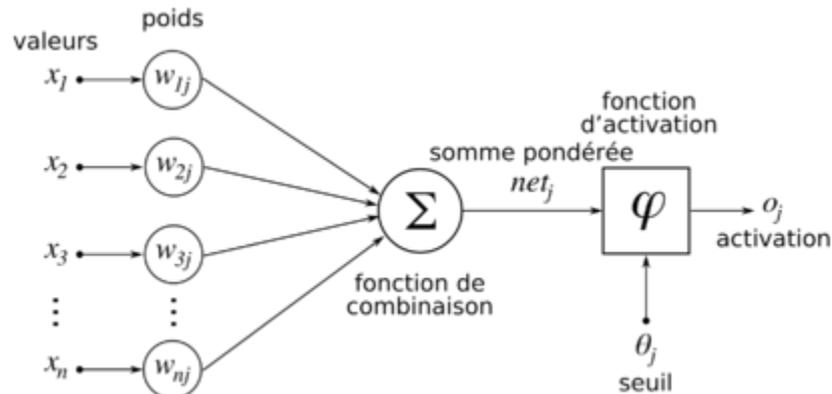


Figure 12: Architecture d'un réseau de neurone d'une seule couche

le neurone formel est un modèle qui se caractérise par un état interne, des signaux d'entrée x_1, \dots, x_n et une fonction d'activation qui opère une transformation d'une combinaison affine des signaux d'entrée, cette combinaison affine est déterminée par un vecteur de poids $[W_1, \dots, W_n]$ associé à chaque neurone et dont les valeurs sont estimées dans la phase d'apprentissage. Ils constituent "la mémoire" ou "connaissance répartie" du réseau.

Les différents types de neurones se distinguent par la nature de leur fonction d'activation ϕ . Mais pour le problème d'identification des paramètres internes de la batterie la fonction utilisée est la fonction linéaire.

Donc pour l'identification des paramètres de modèle de Thevenin de deuxième ordre par exemple il faut chercher la fonction de transfert du modèle, afin de développer l'équation de récurrence.

En considérant que $x=I_b$ est l'entrée, et que $Y=U_{oc} - U_t$ est la sortie, la fonction de transfert est donnée par :

$$G(s) = \frac{Y(s)}{X(s)} = R_0 + \frac{R_{pa}}{R_{pa}C_{pa}} + \frac{R_{pc}}{R_{pc}C_{pc}} \quad (3.7)$$

Soit $\tau_1=R_{pa}C_{pa}$ $\tau_2=R_{pc}C_{pc}$

$$G(s) = \frac{R_0s + \frac{R_0(\tau_1+\tau_2)+R_{pc}\tau_1+R_{pa}\tau_2}{\tau_1\tau_2} + \frac{R_0+R_{pc}+a}{\tau_1\tau_2}}{s^2 + \frac{\tau_1+\tau_2}{\tau_1\tau_2}s + \frac{1}{\tau_1\tau_2}} \quad (3.8)$$

En discrétisant le système par une transformation bilinéaire $s = \frac{2}{T} \frac{1-Z^{-1}}{1+Z^{-1}}$, on aura la forme suivante:

$$G(Z^{-1}) = \frac{b_0+b_1Z^{-1}+b_2Z^{-2}}{1+a_1Z^{-1}+a_2Z^{-2}} \quad (3.9)$$

L'équation de récurrence de système est donner par

$$y(k) = -a_1y(k-1) - a_2y(k-2) + b_0x(k) + b_1x(k-1) + b_2x(k-2) \quad (3.10)$$

$$y(k) = C_1y(k-1) + C_2y(k-2) + C_3x(k) + C_4x(k-1) + C_5x(k-2)$$

Avec $C_1 = -a_1$; $C_2 = -a_2$; $C_3 = b_0$; $C_4 = b_1$; $C_5 = b_2$

On passe donc à l'état d'apprentissage, dont on donne comme entrée de réseau de neurone, les valeurs de tension et de courant à l'instant k, (k-1) et (k-2), et comme sortie désirée y(k), la tension de sortie.

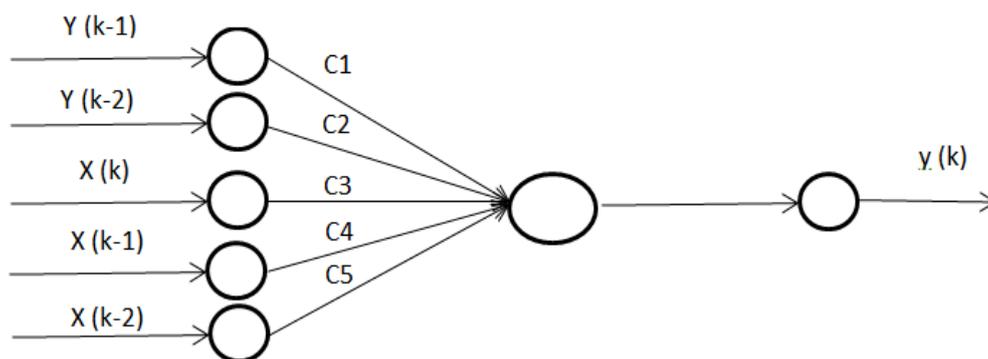


Figure 13: Structure de réseau utilisée pour l'identification

A la fin de l'apprentissage le réseau nous donne les valeurs de (C1,..C5) et à partir de ces valeurs on peut calculer les valeurs des paramètres cherché.

L'inconvénient de cette méthode, c'est qu'il donne des poids constants C1...C5, ce qui signifie des paramètres internes constants, ce qui n'est pas le cas dans la réalité.

III-2 Les moindres carrés non linéaires

Le principe de la méthode des moindres carrés est le suivant:

Pour un modèle mathématique $\mathbf{Z}=\mathbf{h}(\mathbf{X}, \mathbf{U})$ donné, soit \mathbf{Zr} un vecteur des valeurs de sortie du système réel, qui correspondent à un ensemble d'entrées \mathbf{U} , et soit \mathbf{Zest} un vecteur des valeurs de sortie du notre modèle, qui correspondent aux mêmes ensembles d'entrées \mathbf{U} , la méthode des moindres carrés cherche à trouver le vecteur des paramètres inconnus \mathbf{X} qui minimise la somme des carrés de la différence entre les valeurs prédites par le modèle et les valeurs observées.

$$\text{Min}(\mathbf{r}(\mathbf{x})) = \frac{1}{2} \cdot \sum_{i=1}^m (\mathbf{Zr}(i) - \mathbf{Zest}(i))^2 = \frac{1}{2} \cdot \sum_{i=1}^m F_i(\mathbf{x})^2 \quad 3.11$$

Remarquons tout d'abord que l'on a des expressions explicites des dérivées en fonction de \mathbf{F} et de sa jacobienne \mathbf{JF} :

$$\nabla \mathbf{r}(\mathbf{x}) = \mathbf{JF}(\mathbf{x})^T \mathbf{F}(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^m F_i(\mathbf{x}) \nabla F_i(\mathbf{x}) \quad 3.12$$

$$H_r(\mathbf{x}) = \mathbf{JF}(\mathbf{x})^T \mathbf{JF}(\mathbf{x}) + \sum_{i=1}^m F_i(\mathbf{x}) H F_i(\mathbf{x}) \quad 3.13$$

Plusieurs algorithmes des moindres carrés non linéaires peuvent résoudre ce type de problème, comme l'algorithme de Gauss-Newton, Truste région réflexive, forgetting factor, et celui que nous allons utiliser dans ce projet l'algorithme Levenberg-Marquardt [17].

2-1 Algorithme de forgetting factor

Le principe de l'algorithme de facteur oublié est similaire à celui des réseaux de neurones présenté dans la partie précédente.

Il faut chercher la fonction de transfert (3.9), de modèle, afin de trouver l'équation de récurrence (3.10), pour trouver les valeurs des variables (a_0, a_1, b_0, b_1, b_2), il faut résoudre le système suivant :

$$\Theta = (\Psi^T \Psi)^{-1} \Psi Y \quad 3.14$$

Avec $\Theta = [a_1, a_2, b_0, b_1, b_2]$; $Y = [\lambda^{n-3}y(3), \lambda^{n-4}y(4), \lambda^{n-3}y(3), \dots, y(n)]^T$ est la séquence de sortie, n est le nombre des échantillons des données, $\lambda(0 < \lambda < 1)$ est le paramètre de forgetting factor et $\Psi = [\Psi_1, \Psi_2, \Psi_3, \dots, \Psi_n]$ est la matrice de régression telle que:

$$\Psi_k = [-y(k+2), -y(k+1), x(k+2), x(k+1), x(k)]^T \quad [13]$$

Après avoir déterminer Θ , on peut calculer les valeurs des paramètres, par la transformation

bilinéaire inverse $(Z^{-1} = \frac{\frac{2}{T} - s}{\frac{2}{T} + s})$ qui donne la fonction suivante :

$$G(s) = \frac{\frac{b_0 - b_1 + b_2}{1 - a_1 + a_2} s^2 + \frac{4(b_0 - b_2)}{T(1 - a_1 + a_2)} s + \frac{4(b_0 + b_1 + b_2)}{T^2(1 - a_1 + a_2)}}{s^2 + \frac{4(1 - a_2)}{T(1 - a_1 + a_2)} s + \frac{4(1 + a_1 + a_2)}{T^2(1 - a_1 + a_2)}} \quad 3.15$$

Et si on compare cette équation avec l'équation (3.8) on peut déterminer les paramètres par les formules suivantes :

$$R_0 = \frac{b_0 - b_1 + b_2}{1 - a_1 + a_2}$$

$$\tau_1 \tau_2 = \frac{T^2(1 - a_1 + a_2)}{4(1 + a_1 + a_2)}$$

$$\tau_1 + \tau_2 = \frac{T(1-a_2)}{1+a_1+a_2} \quad 3.16)$$

$$R_0 + R_{p1} + R_{p2} = \frac{b_0 + b_1 + b_2}{1 + a_1 + a_2}$$

$$R_0(\tau_1 + \tau_2) + R_{p1}\tau_2 + R_{p2}\tau_1 = \frac{T(b_0 - b_2)}{1 + a_1 + a_2}$$

Cette méthode est comme la méthode des réseaux de neurone nous donne des valeurs constantes des paramètres.

2-2 Algorithme de Levenberg-Marquardt

L'algorithme de Levenberg-Marquardt est comme l'une des algorithmes de moindres carrés non linéaire cherche à minimiser la fonction (3.11). Le principe de cet algorithme est le suivant:

Données: F fonction différentiable, x_0 point initial, $\varepsilon > 0$ précision demandée.

Sortie: une approximation de la solution du problème de moindres carrés :

$$\text{Min}(r(x)) = \frac{1}{2} \cdot \sum_{i=1}^m (Zr(i) - Zest(i))^2 = \sum_{i=1}^m f_i(x)^2 \quad 3.17)$$

1. $k = 0$;

2. Tant que critère d'arrêt à définir,

(a) Calcul d'une direction de recherche : calculer d_k solution de :

$$JF(x_k)^T JF(x_k) + \lambda I) d = -JF(x_k)^T F(x_k).$$

(b) $x_{k+1} = x_k + d_k$;

(c) Mise à jour du paramètre λ .

(d) $k = k + 1$;

3. Retourner x_k .

Le paramètre $\lambda \geq 0$ peut être choisi fixe ou ajusté de manière heuristique : augmenté ou diminué d'un facteur suivant la qualité du pas proposé [17].

IV- Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons étudié les différentes méthodes de modélisation, plus spécifiquement les modèles électriques équivalents les plus courants, que nous allons utiliser dans ce projet.

Ensuite nous avons traité le problème d'identification afin de chercher les paramètres internes qui s'adaptent réellement à notre batterie, nous avons choisi la méthode des moindres carrés non linéaire, car c'est une méthode connue pour sa précision.

Chapitre IV :

Estimation de l'état de charge

I- Introduction

La problématique SOC a fait l'objet de nombreuses recherches ces dernières années notamment avec l'avènement de nouvelles technologies telles que la chimie lithium-ion, et sous l'impulsion du thème actuel de la gestion de l'énergie et de son enjeu (optimisation de la réserve d'énergie, équilibrage de cellules, détermination de la puissance disponible...). Il nous semble donc naturel de rappeler rapidement les principales méthodes dédiées à l'estimation du SOC, allons des méthodes en boucles ouvert, et en boucle fermé c'est cette dernière qui inclut le filtre de kalman, l'estimateur utilisé dans ce travail.

Mais tout d'abord nous allons présenter ces systèmes qui font l'optimisation et la gestion de la réserve d'énergie, ce qu'on appelle les systèmes de gestion des batteries (BMS : battery Management Système BMS).

II-Système de gestion de batterie

Pour certains systèmes alimentés par batterie, ce qui est le cas des systèmes photovoltaïques, le module de stockage (plusieurs cellules) est doté d'un système de gestion et de distribution d'énergie appelé système de management de batterie (Battery Management System : BMS). Dans le but d'optimiser ses performances par rapport aux demandes de la mission tout en limitant les risques de dégradation de la batterie, ce système interface avec les autres modules embarqués et fonctionne en temps réel pour le contrôle de la charge/décharge durant toute la mission, un BMS a pour rôle d'assurer les tâches suivantes [7] :

1) l'acquisition et la communication de mesures au travers d'un bus de communication : Collection des informations des capteurs installés sur les cellules de la batterie (tensions, courant, température, ...etc.).

2) Le contrôle de la charge de batterie pour assurer une phase de charge la plus courte possible à des conditions seines, sur la base d'algorithmes intégrés dans le BMS

3) la protection des cellules :

Le système de protection des cellules consiste en une surveillance des tensions de chacune d'elles. Ce système intervient à un niveau hiérarchique supérieur de celui du système d'équilibrage.

Il agit donc en tant que superviseur. Il contrôle les tensions de seuil (supérieur et inférieur) de chaque élément. Dès lors qu'une cellule atteint l'un des seuils, le système de protection peut ordonner l'arrêt de la charge ou de la décharge en cours.

4) l'équilibrage des cellules afin d'aboutir à des performances optimales du module batterie. Ce rééquilibrage est nécessaire dans les batteries à plusieurs cellules (sérié/parallèle) ou avoir une cellule stressée (qui se comporte comme une charge) limite la performance de l'ensemble du module. Le BMS contrôle ce rééquilibrage des cellules à travers une instrumentation installée et une stratégie (algorithme) prédéterminée et implémentée dans le BMS.

5) La surveillance de l'état de la batterie et de la communication d'information (SOC, DOD, SOH, température, alarmes, jauge...etc.).

6) la gestion thermique du pack de batteries afin de garder celui-ci dans une gamme idéale de températures de fonctionnement. La gestion thermique du pack prévient ainsi toute surchauffe du pack qui s'avère être un facteur dommageable et limitant la durée de vie des batteries. La gestion thermique consiste à assurer une distribution uniforme de la température du pack, afin d'optimiser les performances de celui-ci. Plusieurs approches peuvent être envisagées pour gérer la température du pack.

- a) Le BMS peut activer un système autonome de réchauffement ou refroidissement des batteries.
- b) Le BMS peut diminuer l'utilisation du pack en cas de surchauffe.
- c) Soit une combinaison des deux possibilités précédentes.

III- Principales méthodes dédiées à l'estimation

Pour l'estimation de l'état de charge on utilise soit les méthodes en boucle ouverte, soit celles en boucle fermée.

III-1 Méthodes en boucle ouverte

1) Test de décharge

Une première méthode, c'est le test de décharge, cette méthode consiste à décharger la batterie pour vérifier la charge restante, ce procédé n'est bien évidemment pas possible lorsque la batterie est en cours d'exploitation. Il existe aussi des procédés basés sur la détection du coup de fouet [18]. Ce phénomène spécifique correspond à la faible chute de tension apparaissant juste après le début d'une phase de décharge d'une batterie au plomb. Le coup de fouet est caractéristique de la capacité disponible, son observation permet donc d'estimer le SOC. Néanmoins, cette méthode ne peut être appliquée dans le cadre d'une application industrielle à base d'éléments lithium-ion. Deux raisons à cela : un système en phase de fonctionnement ne peut pas être inopinément soumis à un échelon de courant d'une part, et le coup de fouet est spécifique des chimies à base de plomb d'autre part.

2) Test via la mesure de tension en circuit ouvert

Cette méthode est en réalité une interpolation de courbe, elle nécessite de connaître a priori la caractéristique expérimentale qui lie la tension de circuit ouvert au SOC. Cependant, une période de repos, de 2 heures au minimum, permettant à la batterie de recouvrer son état d'équilibre thermodynamique, apparaît rapidement comme un facteur rédhibitoire. En outre, pour certaines technologies de batterie, la tension de circuit ouvert ne varie que faiblement en fonction du SOC. Pour certaines chimies à venir, cette dépendance est même quasiment inexistante. Dans ces conditions, la méthode de détermination de l'état de charge via la mesure de tension en circuit ouvert peut s'avérer très imprécise.

3) Réseaux de neurones artificiels et Logique Floue

Les méthodes de réseaux de neurones et de logique Floue prédisent le SOC à l'aide de la relation non linéaire entre l'état de charge de la batterie et de ses facteurs influençant, obtenu par l'apprentissage du modèle de batterie qui est considéré comme une boîte noire. Ils ne nécessitent pas une connaissance détaillée des paramètres internes des batteries, c'est pour cela que ces méthodes peuvent être appliquées à tout type de batteries. En outre, ces méthodes ont d'excellentes performances si les données d'apprentissage sont suffisantes pour couvrir toutes les conditions d'utilisation de la batterie. Cependant, il est fastidieux et presque impossible de recueillir des données d'apprentissage couvrant l'ensemble des conditions de chargement et déchargement de batterie.

4) La méthode coulomb-métrique

La méthode de comptage coulomb-métrique est la plus souvent employée, elle consiste à exploiter la définition du SOC (relation (2.6)). Le calcul revient alors à quantifier la charge délivrée par la batterie à partir de la mesure du courant de la batterie. La simplicité de cette méthode dissimule en fait trois complications. En premier lieu, l'accès au SOC initial n'est absolument pas garanti. Supposons par exemple un long temps d'arrêt de l'élément, l'autodécharge risque de fausser le SOC final de la précédente utilisation. En second lieu, cette méthode intégrale est sensible aux bruits de mesure et à la résolution des capteurs. En outre, les offsets de sonde peuvent engendrer une forte dérive. Enfin, se pose toujours le problème de la capacité de référence qui intervient au dénominateur de la définition (2.6). Une pratique en boucle ouverte est donc risquée. Une solution possible, est d'ajouter une correction à la boucle ouverte, tel est le cas avec un observateur d'état de type filtre de Kalman par exemple.

III-2 Méthodes en boucle fermée – Utilisation d'un observateur d'état

De nombreux articles cités [19,20,21] font référence à l'emploi d'observateurs d'état. Aussi nous semble-t-il utile d'en rappeler les grandes lignes. Après un bref retour sur la représentation d'état d'un système, nous définirons ce qu'est un observateur d'un point de vue automatique, et nous préciserons le principe de cet outil. Nous déclinerons ensuite les trois observateurs les plus utilisés, à savoir le filtre de Kalman et l'observateur par mode glissant.

2-1 La représentation d'état d'un système

Les systèmes dont le fonctionnement est décrit par des équations différentielles ou des relations de récurrence peuvent être représentés, au moins au voisinage d'un point de fonctionnement, par le système d'équations (4.1) dont la première égalité porte sur les variables d'état, et la seconde sur la sortie du dit système :

$$\begin{aligned} X_{k+1} &= A.X_k + B.U_k + W_k \\ Y_k &= C.k.X_k + D.U_k + V_k \end{aligned} \quad 4.1)$$

Le vecteur X_k de R_n est le vecteur d'état du système à l'instant courant indexé k . L'entrée déterministe est U_k , vecteur de R_p , le vecteur W_k de R_n est le bruit stochastique, qui

représente les entrées non mesurables qui affectent l'état du système. La sortie du système est y_k de R_m obtenue par combinaison linéaire des états augmentés d'un vecteur Y_k de R_m , qui modélise le bruit de mesure sur les capteurs. Les matrices A_k , B_k , C_k et D_k décrivent la dynamique et la structure du système. Elles peuvent varier au cours du temps. Viennent s'ajouter à la forme canonique les termes v_k et w_k , signaux qui englobent généralement le bruit, les perturbations et l'inexactitude du modèle.

2-2 Les observateurs d'Etat

Un observateur d'état, au sens automatique du terme, reconstruit certaines des variables d'états d'un système, voire toutes lorsque le système est complètement observable. On distingue deux applications : la commande où il autorise un retour d'état d'une part, et le diagnostic où il est un moyen de vérifier la cohérence des informations données par un ensemble de capteurs d'autre part. Deux raisons motivent généralement l'emploi d'un observateur : s'affranchir des capteurs pour diminuer le coût d'un système d'abord et accéder à des variables non mesurables ensuite. La figure 15 résume le principe d'un observateur. Le reconstructeur d'état « simule » le procédé par le biais d'un système dynamique auxiliaire, il dispose donc des mêmes entrées U_k pour reproduire le comportement du système réel.

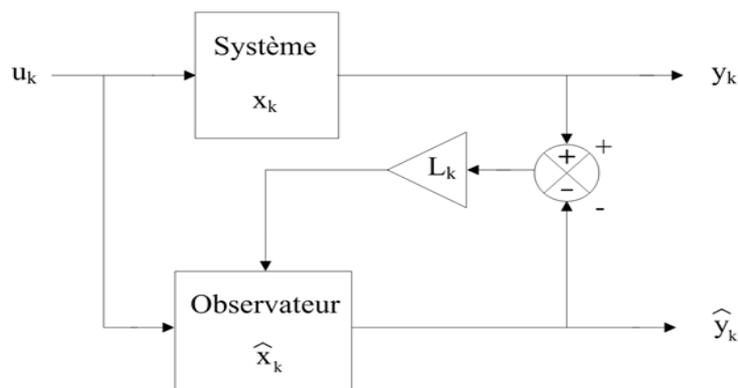


Figure 14 : Schéma de principe d'un observateur

Pour assurer la convergence de l'état estimé \hat{X}_k vers l'état courant X_k , un terme de retour est inclus dans l'équation d'états de l'observateur, selon la relation

$$\begin{aligned} \hat{X}_{k+1} &= A \cdot \hat{X}_k + B \cdot U_k + L(Y_k - \hat{Y}_k) \\ \hat{Y}_k &= C_k \cdot \hat{X}_k + D \cdot U_k \end{aligned} \quad 4.2)$$

Cette rétroaction correspond à la différence entre la sortie du modèle \hat{Y}_k et celle du système réel Y_k laquelle est pondérée par le gain L . C'est le procédé de synthèse du dit gain, entre autres choses, qui caractérise la nature de l'observateur (Luenberger, Kalman, mode glissant...).

2-3 L'observateur de Luenberger

L'estimation de l'état de charge de la batterie peut se faire avec un observateur de Luenberger. Cette solution simple est optimale pour l'estimation de l'état de charge (SOC).

Dans le cas linéaire considéré, avec l'état $X(t) \in \mathbb{R}^n$ et l'entrée $U(t) \in \mathbb{R}^m$, le modèle du système est défini par

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) \\ y(t) = Cx(t) \end{cases} \quad 4.3)$$

L'observateur proposé est le suivant pour le système de l'équation

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}(t) = A\hat{x}(t) + Bu(t) + k(y(t) - \hat{y}(t)) \\ \hat{y}(t) = C\hat{x}(t) \end{cases} \quad 4.4)$$

La dynamique de l'erreur d'estimation $e(t) = x(t) - \hat{x}(t)$ a pour expression :

$$\dot{e}(t) = (A - KC) - e(t) \quad 4.5)$$

La figure suivante présente le schéma structurel de l'observateur Luenberger [22].

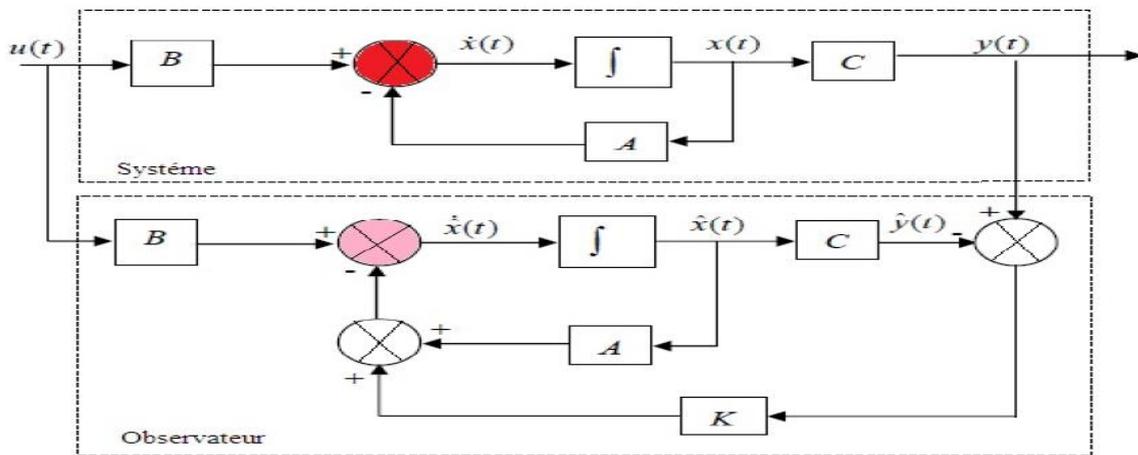


Figure 15 : Observateur de luenberger.

On choisit le gain K de l'observateur de telle sorte que les valeurs propres de la matrice $A - KC$ soit dans le demi-plan complexe gauche, pour la convergence de l'estimation.

2-4 Observateur d'état par mode glissant

Les reconSTRUCTEURS par mode glissant se caractérisent par de grands gains, de façon à faire glisser l'erreur d'observation vers une surface de commutation sur laquelle l'erreur est linéaire et exponentiellement stable. En outre, ils sont réputés pour leur robustesse vis-à-vis des incertitudes du modèle grâce à l'utilisation de grands gains de correction. Leur synthèse ne requiert pas la connaissance exacte du système, mais uniquement la valeur maximale des incertitudes ou des non-linéarités qui perturbent le modèle du système. En revanche, l'observateur par mode glissant présente un inconvénient majeur : les termes non linéaires associés à la fonction « signe » entraînent des discontinuités sur la surface de glissement, lesquelles se traduisent par l'apparition d'oscillations. On parle de « shattering effect » dans la littérature.

L'observateur d'état par mode glissant, dont l'équation d'état s'écrit :

$$\begin{cases} \hat{x}_k + 1 = A_k \hat{X}_k + B_k U_k + L_k(Y_k - \hat{Y}) - \rho \cdot \Gamma \cdot \text{sgn}(Y_k - \hat{y}_k) \\ \hat{Y}_k = C_k \hat{X}_k + D_k U_k \end{cases} \quad 4.6$$

Fait apparaître deux termes de retour. Le premier d'entre eux, $L_k(Y_k - \hat{Y}_k)$, est similaire à celui employé pour l'observateur de Luenberger. Le gain L est déterminé de sorte à rendre la matrice $A-LC$ asymptotiquement stable (par placement des pôles par exemple). Le deuxième terme $\rho \cdot \Gamma \cdot \text{sgn}(Y_k - \hat{Y}_k)$, doit être considéré comme un moyen d'assurer la stabilité en présence de perturbations. En outre, lorsque la sortie courante et celle estimée sont très proches, la contribution de ce terme non linéaire est non négligeable et elle accélère la dynamique de convergence.

Γ représente les incertitudes du modèle, lesquelles sont censées être bornées, et ρ découle quant à lui de la recherche d'une fonction de Lyapunov associée à l'erreur d'estimation $e = X - \hat{X}_k$. Toutefois le réglage pratique de ρ s'avère souvent délicat, il doit théoriquement majorer la précédente borne sans pour autant engendrer de trop fortes corrections au voisinage de la surface de glissement [22].

Dans le domaine des batteries, les paramètres internes sont fonctions du point de fonctionnement, et la courbe expérimentale de tension à vide V_{oc} (SOC) est linéaire par morceaux. L'utilisation d'un observateur par modes glissants suppose donc parvenir à résoudre en ligne les équations de Riccati et de Lyapunov. La numérisation de tels calculs n'est pas des plus aisées, ce qui fait de cet observateur un outil dédié aux systèmes linéaires.

2-5 L'estimateur de Kalman

Les origines du filtre de Kalman remontent au 20^{ème} siècle, exactement en 1960 quand Rudolf Kalman a publié son célèbre article décrivant une nouvelle approche pour le filtrage linéaire des données discrètes et le problème de prédiction. Elle consiste en une estimation linéaire et récursive basée sur l'évolution de l'état en utilisant la théorie de probabilité, plus précisément, les propriétés de variables conditionnelles aléatoires de type Gaussien, minimisant la variance de l'erreur. Ce travail a été l'origine du fameux estimateur de Kalman, appelé Filtre de Kalman (KF) [7].

5-1 Les étapes constituant le filtrage de Kalman

Le filtrage de Kalman est un observateur optimal dont Le principe consiste à minimiser en temps réel les erreurs entre les sorties estimées et mesurées, au moyen d'une contre réaction qui ajuste les variables « incertaines » du modèle utilisé. Par un tel ajustement du modèle, il est possible d'observer des paramètres physiques du système non accessibles à la mesure. La correction est pondérée par un vecteur gain K qui permet de fixer la dynamique et les performances du filtre, ce gain est calculé à chaque itération, à partir des prédictions d'erreur, et des incertitudes (bruits) sur les états et les mesures. Le réglage de la dynamique du filtre repose donc sur l'initialisation des matrices de bruits d'état Q et de mesure R ainsi qu'au travers de l'initialisation de la matrice de covariance d'erreur supposée P

Le filtre de Kalman est un estimateur optimal, récursif, et qui a un aspect cyclique comportant plusieurs phases : initialisation, prédiction estimation à priori, une correction par rapport à la

mesure suivi par une innovation estimation à posteriori. Une synthèse sur son fonctionnement est donnée ci-dessous.

5.1.1 Initialisation

L'état initial est une variable gaussienne, indépendante des bruits du système, de moyenne et de la matrice de covariance connue.

$$E[x_0] = \hat{x}_0 \quad 4.7)$$

$$E[(x(0) - \hat{x}(0|0))(x(0) - \hat{x}(0|0))^T] = P(0|0) \quad 4.8)$$

5.1.2 Prédiction

La propagation de l'état du système et de sa covariance d'erreur à l'instant k à partir des données préalablement acquises de l'instant k-1, vers la fin du cycle, permet de prédire l'état et la précision sans recours à l'observation (mesure non disponible encore), on obtient donc l'état $x(k|k-1)$ avec sa matrice de covariance associée $P(k|k-1)$ et une estimation de la mesure attendue $z(k|k-1)$, des équations

$$\hat{x}(k|k-1) = F(k|k-1)\hat{x}(k-1|k-1) + G(k-1)u(k-1) \quad 4.9)$$

$$P(k) = F(k-1)P(k-1|k-1)F(k-1)^T + Q(k)$$

$$\hat{z}(k|k-1) = H(k-1)\hat{x}(k|k-1)$$

5.1.3 Innovation

Une fois la mesure $z(k)$ est disponible, on cherche l'erreur de prédiction de l'observation ; l'état prédit peut alors être corrigé par l'innovation $e(k)$ qui est la différence entre la mesure effective et sa valeur prédite $\hat{z}(k|k-1)$ pondéré par le gain du filtre $K(k)$. On déduit alors l'estimation de l'état $\hat{x}(k|k)$ avec sa matrice de covariance associée $P(k|k)$ d'où l'amélioration de notre estimation.

$$E(k) = Z(k) - \hat{z}(k|k-1)$$

$$S(k) = H(k)P(k|k-1)H(k)^T + R(k)$$

$$K(k) = P(k|k-1)H(k)S(k)^{-1} \quad 4.10)$$

$$\hat{x}(k|k) = \hat{x}(k|k-1) + K(k)e(k)$$

$$P(k|k) = [I - K(k)H(k)]P(k|k-1)$$

La synthèse, ci-dessous, illustre d'avantage le fonctionnement du filtre de Kalman.

- Si le bruit de mesure est nul, la meilleure estimation de $\hat{z}(k|k-1)$ est fournie aussi par la mesure $z(k)$ donc on n'aura pas besoin de faire une correction de l'état $\hat{X}(k|k)$. Dans ce cas le modèle du système reflète l'évolution réelle.
- Si la matrice de covariance de l'erreur d'estimation $P(k|k-1)$ lors de la phase de prédiction est nulle, il n'y aura pas d'erreur de prédiction, la meilleure estimation $\hat{X}(k|k)$ est fournie par la prédiction sans tenir compte de l'innovation apportée par la mesure $z(k)$. C'est le cas d'un bruit du système $v(k)$ nul et de conditions initiales $P(0)$ et $x(0)$ nulles.
- Si les variances du bruit du système $Q(k)$ et $P(k|k-1)$ sont différentes de zéro, on effectuera une correction proportionnelle à l'innovation $e(k)$.

- Si $P(k)$ est faible, pour une valeur constante de la variance du bruit de mesure $R(k)$, le gain sera faible, la correction n'intervient pas sur l'état $\hat{X}(k|k)$. Ainsi, on fera davantage confiance à l'estimation obtenue à partir du modèle. Si par contre $P(k)$ est élevé ce qui traduit une faible confiance dans le modèle, $K(k)$ sera élevé et la contribution du terme de correction $e(k)$ pondéré par le gain sera plus forte. On se basera donc davantage sur les mesures pour la mise à jour « ce cas est introduit par actualisation de notre système »
- Si la variance du bruit de mesure $R(k)$ est faible, pour $P(k)$ constant, la mesure est faiblement bruitée. La valeur élevée du gain donnera plus de poids aux mesures.
- Si $R(k)$ est élevé, le gain sera faible qui se traduit par l'affaiblissement du poids du deuxième terme de l'équation d'innovation d'état $\hat{X}(k|k)$ avec une faible variation de l'estimation posteriori de $P(k)$ par rapport à son estimation a priori $P(k|k-1)$, interprète une faible confiance aux informations injectées par la mesure.

Le filtre présenté ci-dessus suppose en particulier une évolution linéaire par rapport à l'état précédent, des bruits sur l'état et sur l'observation (la mesure) de distribution gaussienne supposés indépendants et une matrice de covariance $R(k)$ définie positive...etc. Sans ces conditions notre estimateur (K.F) devient inadéquat. En outre, notre filtre n'est pas un estimateur optimal, ce qui est souvent le cas pour les systèmes non linéaires, il faut donc songer à reprendre une autre formulation qui prend en considération chacun de ces controverses. Le filtre de Kalman étendu a été proposé comme solution à ce problème.

5-2 Filtre de Kalman Etendu

L'un des filtres les plus populaires non linéaires est le filtre de Kalman étendu (EKF), qui rapproche les fonctions non linéaires de l'état et de mesure à l'aide de la série de Taylor. 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. 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 Jacobéennes F et G à chaque pas d'échantillonnage. Dans ce qui suit le principe de l'algorithme de l'EKF

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

$$\begin{aligned} X_{k+1} &= f(X_k, u_k) + v_k \\ y_k &= g(x_k, u_k) + w_k \end{aligned} \quad 4.11)$$

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

- **Initialisation**

Initialiser le vecteur d'états ainsi que la matrice de covariance d'erreur P

$$\hat{x}_0 = x_0; \hat{P}_0 = p_0 \quad 4.12)$$

Propagation des états antérieurs par la fonction $f(X_k, u_k)$,

$$X_k = f(X_{k-1}, i_k) \quad 4.13)$$

- **Linéarisation**

C'est ici que la linéarisation du système autour de la valeur moyenne de vecteur d'état est effectuée, par le calcul de la jacobienne. Et ça pour propager la matrice de covariance d'erreur.

$$F = \frac{\partial f(x_k, u_k)}{\partial x_k} |_{\hat{x}_k}, \quad G = \frac{\partial g(x_k, u_k)}{\partial x_k} |_{\hat{x}_k} \quad 4.14)$$

- **Prédiction**

Dans cette étape le filtre fait la prédiction de la matrice de covariance d'erreur, ainsi que la valeur de sortie.

$$\begin{aligned} P_k &= F \hat{P}_{k-1} F^T + Q \\ \hat{Z}_{k+1} &= \hat{h}(x(k|k-1), k+1) \end{aligned} \quad 4.15)$$

- **Mise à jour du gain de kalman**

Dans cette étape la mesure est disponible à l'entrée de filtre, ce dernier calcule l'erreur entre la mesure et la sortie prédite, ainsi que la mise à jour de gains de kalman

$$\begin{aligned} R_{k+1} &= Z_{k+1} - \hat{Z}_{k+1} \\ K_g &= P_k C_k^T [C_k P_k C_k^T + R]^{-1} \end{aligned} \quad 4.16)$$

- **Mise à jour de la matrice de covariance (l'erreur d'estimation)**

Dans cette phase le filtre se base sur le gain calculé pour faire la mise ajours de matrice de covariance l'erreur d'estimation, ainsi que la mise ajours des états.

$$\begin{aligned} \hat{P} &= [I - K(k+1)H(k+1)]P(k+1|k) \\ X_{k+1} &= \hat{X}_{k+1} + K_g \cdot R_{k+1} \end{aligned} \quad 4.17)$$

- **Les limites du filtre EKF**

Le filtre EKF [24] présente certains inconvénients:

1. les transformations produisent des résultats fiables uniquement lorsque la propagation d'erreurs peut être approchée par une fonction linéaire ou quadratique. Si cette condition n'est pas vérifiée, la performance du filtre peut être extrêmement pauvre. Les estimations peuvent même diverger complètement.
2. Les matrices jacobéennes doivent exister pour que la transformation puisse être appliquée. Cependant, il y a des cas où cela n'est pas vrai. Par exemple, le système peut être saut linéaire, dans lequel les paramètres peuvent changer brusquement.
3. Dans de nombreux cas, le calcul de jacobéenne peut être un processus très difficile, et sujet à des erreurs humaines (à la fois la dérivation et programmation). Ces erreurs sont généralement très difficiles à déboguer, comme il est difficile de savoir quelles parties du système produisent les erreurs en visualisant les estimations.

Comme solution à ces problèmes, le filtre de kalman unscented UKF, a été proposé par Julier et Uhlmann [23].

5-3 Filtre de Kalman Unscented (UKF)

Le filtre de Kalman Unscented (UKF) a été introduit par Julier et Uhlmann [23] afin d'éviter l'étape de linéarisation de le filtre EKF qui peut poser des problèmes numériques lorsque l'on souhaite calculer les jacobiniennes du modèle. Le filtre UKF effectue une linéarisation statique au lieu de la linéarisation analytique, il fonctionne en calculant successivement la moyenne et la covariance à posteriori de l'état à l'aide d'un nombre fini d'échantillons, appelés sigma-points. Le calcul des sigma-points se fait grâce à la transformation sans biais (Unscented Transformation) qui permet de calculer les moments d'une variable aléatoire Y ayant subi une transformation non linéaire sous la forme $Y = g(X)$.

5-4 Transformation unscented (UT)

Etant donné une variable aléatoire X de dimension L de moyenne \bar{X} et matrice de covariance P_x . Soit $Y = g(X)$ une variable aléatoire, dont on veut calculer la moyenne et la covariance et g une fonction non linéaire. Le principe de la transformation UT est de choisir $2L+1$ points pondérés, caractéristiques de la distribution de X , de telle sorte que leurs moyenne et covariance valent respectivement \bar{X} et P_x . Les sigma-points $\{X_i\}_i^{2L+1}$ et leur poids correspondants $\{w_i\}_i^{2L+1}$ sont choisis de manière déterministe selon le schéma suivant :

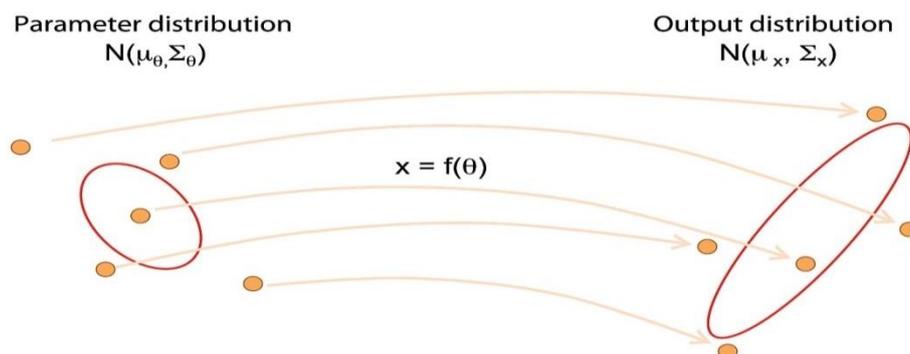


Figure 16: Transformation unscented

La figure suivante montre l'avantage de la linéarisation statique par la transformation UT par rapport à celle analytique utilisée dans le filtre EKF. En effet, on voit qu'il est clair que la distribution gaussienne obtenue, après la propagation de variable d'état dans la fonction non linéaire $f(x)$ utilisant la transformation UT, est plus précise et similaire à la distribution réelle, que celle obtenue par la linéarisation à l'aide du développement en série de Taylor utilisé par le filtre EKF.

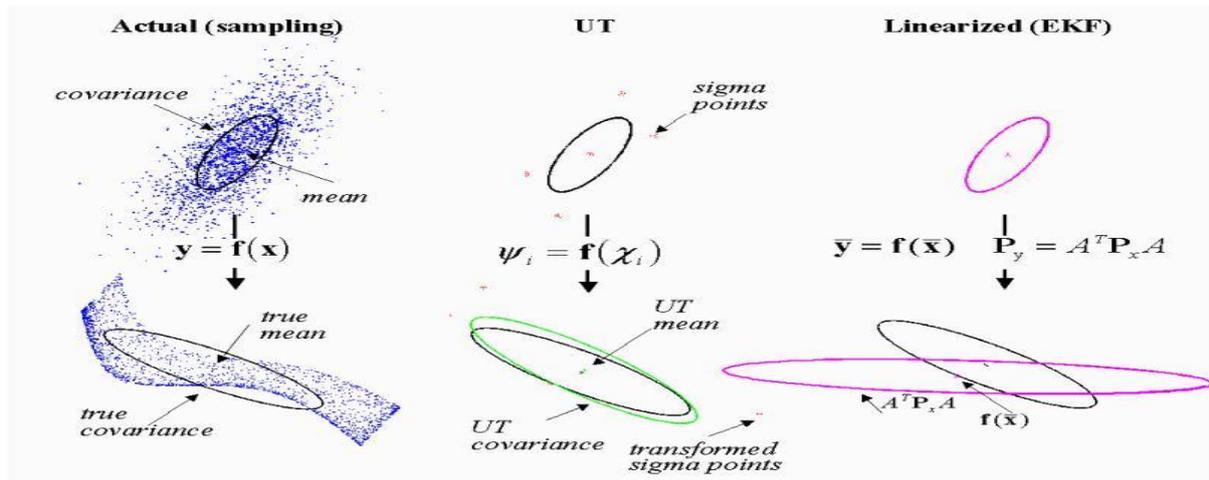


Figure 17: Comparaison entre l'UT linéarisation et celle de l'EKF

L'algorithme de filtre UKF est le suivant :

Étape 1. Initialisation:

L'état d'initialisation est comme celle de filtre de kalman étendu, X_0 est définie comme étant le vecteur d'état initial de la batterie, P_0 est la matrice de covariance d'erreur postérieure. Leur valeur initial peut être calculée par :

$$\begin{aligned}
 E[x_0] &= \hat{x}_0 \\
 E[(x(0) - \hat{x}(0|0))(x(0) - \hat{x}(0|0))^T] &= P(0|0) \\
 Q &= E\{v_k v_k^T\}; \quad R = E\{w_k w_k^T\}
 \end{aligned} \tag{4.18}$$

Avec Q et R sont les valeurs de covariance des bruits de mesure et d'état.

Étape 2. Calcul des sigmas points et des coefficients de pondération,

Le calcul des sigma-points peut se faire avec les relations suivantes :

$$\begin{cases}
 \tilde{X}^{(i)}(k-1) = \hat{X}(k-1) + \left(\sqrt{(n+\lambda)Pk}\right) i & \text{pour } i = 1, 2, \dots, n \\
 \tilde{X}^{(i)}(k-1) = \hat{X}(k-1) - \left(\sqrt{(n+\lambda)Pk}\right) i & \text{pour } i = n+1, \dots, 2n
 \end{cases} \tag{4.19}$$

Les poids des sigmas point sont calculés comme suivant :

$$\begin{aligned}
 W_m^{(0)} &= \lambda / (n + \lambda) \\
 W_c^{(0)} &= \lambda / (n + \lambda) + (1 - \alpha^2 + \beta) \\
 W_m^{(0)} &= \lambda / [2 \cdot (n + \lambda)]
 \end{aligned} \tag{4.20}$$

Avec n est la dimension du système et λ , β et α sont les paramètres de configuration [24]. α détermine la répartition des sigma points, il est généralement fixé à un petit nombre positif compris dans la gamme de [10⁻⁴, 1]. λ est donné par l'équation suivante:

$\lambda = \alpha^2(n + K) - n$, β est le paramètre de distribution de l'Etat, il est fixé à 2 pour la distribution gaussienne et à zéros pour une seule variable d'état. K est le paramètre d'échelonnement secondaire souvent égal à $K=0$.

Etape 3. Prédiction et mise à jour

➤ Phase de prédiction

Dans cette phase, la mesure n'est pas encore disponible à l'entrée du filtre, alors le filtre prédit l'état et la sortie suivante, en propageant les sigmas points dans la fonction $f()$, pour le calcul de la moyenne \bar{X} et de la matrice de covariance d'erreur sur l'état \hat{P}_{xx} . Ces derniers sont utilisés pour la détermination des nouveaux sigmas points qui sont à leurs tours propagés dans la fonction $H()$, afin de calculer la sortie \hat{Z} ainsi que sa matrice de covariance de bruit \hat{P}_y . Les équations de prédiction sont telles que:

- 1) Propagation des sigmas points

$$X_{k|k-1}^{(i)} = f(X_{k-1}^{(i)}, ik) \quad 4.21)$$

- 2) Calcul de moyenne

$$\hat{X}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n} Wm. X_{k|k-1}^{(i)} \quad 4.22)$$

- 3) Calcul de matrice de covariance d'erreur sur l'état

$$P_{x,k|k-1}^- = \sum_{i=0}^{2n} Wc [X_{k|k-1}^{(i)} - \hat{X}_{k|k-1}] [X_{k|k-1}^{(i)} - \hat{X}_{k|k-1}]^T + Q_{k-1} \quad 4.23)$$

- 4) Calcul de nouveaux sigma point en utilisant $\hat{X}_{k|k-1}$ et $P_{x,k|k-1}^-$

$$Y_{k|k-1} = [\hat{X}_{k|k-1}, \hat{X}_{k|k-1} + \left(\sqrt{(n + \lambda) P_{x,k|k-1}^-} \right), \hat{X}_{k|k-1} - \left(\sqrt{(n + \lambda) P_{x,k|k-1}^-} \right)] \quad 4.24)$$

- 5) Propagation des sigmas point $Y_{k|k-1}^{(i)}$ dans la fonction non linéaire H

$$Z_{k|k-1}^{(i)} = H(Y_{k|k-1}^{(i)}, ik) \quad 4.25)$$

- 6) Calcul de la valeur moyenne de la sortie

$$\hat{Z}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n} Wm. Z_{k|k-1}^{(i)} \quad 4.26)$$

➤ Phase de mise à jour :

Dans cette phase les valeurs de sortie (les mesures) sont connues et introduites dans notre filtre :

- 1) Calcul de matrice de covariance d'erreur sur les mesures

$$P_{y.k} = \sum_{i=0}^{2n} Wc [Z_{k|k-1}^{(i)} - \hat{Z}_{k|k-1}] [Z_{k|k-1}^{(i)} - \hat{Z}_{k|k-1}]^T \quad 4.27)$$

- 2) Calcul de matrice de covariance des états et les mesures

$$P_{xy.k} = \sum_{i=0}^{2n} Wc [X_{k|k-1}^{(i)} - \hat{X}_{k|k-1}] [Z_{k|k-1}^{(i)} - \hat{Z}_{k|k-1}]^T \quad 4.28)$$

- 3) Calcule du gain de kalman qui sera utilisé par la suite pour la mise à jour des états

$$K = P_{xy} \cdot P_y^{-1} \quad 4.29)$$

4) Mise à jour des états

$$\hat{X}_k = \hat{X}_{k|k-1} + K(Z_k - \hat{Z}_{k|k-1}) \quad 4.30)$$

5) Calcul de nouvelles matrices de covariance qui sera utilisé pour calculer les sigma-points, pour l'échantillon qui vient après (K+1)

$$\hat{P}_k = P_{x,k|k-1}^- - K \cdot P_{y,k} \cdot K^T \quad 4.31)$$

Aujourd'hui le filtre de kalman sans biais est considéré comme un outil performant dans les problèmes d'estimation et de filtrage, au titre d'exemple l'estimation de trajectoire des drones, système de positionnement par satellites, des algorithmes de traitement d'image..., et plusieurs autres applications, grâce à sa précision, sa robustesse, ainsi que sa capacité d'éliminer les bruits de mesure.

5.5 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 (18) [8], [25], 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: $R = \sigma^2_{vbat}$

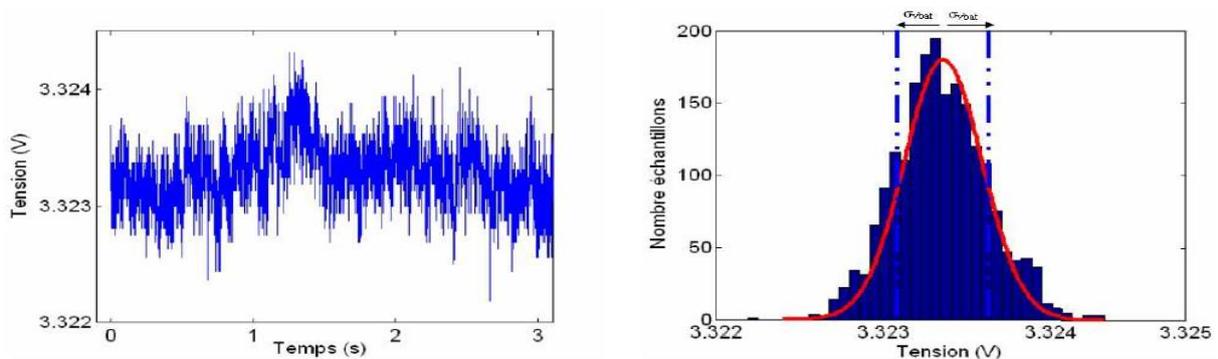


Figure 18: Histogramme de la tension batterie en vue du réglage de la matrice R au sein du filtre de Kalman

➤ Réglage de la matrice Q

La matrice Q représente la matrice des bruits d'états, autrement dit, la matrice des incertitudes sur les états, telle que :

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. Dans ces conditions pour évaluer les écarts types des tensions de chaque circuit RC du modèle, il faut évaluer dans un premier temps la valeur de ces tensions, puis estimer un pourcentage de ces tensions comme valeur possible σ_V 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 sa valeur est grande.

➤ **Réglage de la matrice P_0**

La matrice de covariance d'état P_0 sera réglée à son tour. Nous pouvons utiliser le même réglage que pour la matrice Q mais il faut que les covariances d'erreurs initiales ne soient pas plus élevées que les covariances de bruit sur ces états.

Concernant le SOC, il existe une infinité d'initiations possibles pour la grandeur d'état SOC_0 , alors nous pouvons supposer une erreur initiale sur le SOC de 100% : par conséquent, la valeur maximale attribuée à la covariance initiale d'erreur sur l'état de charge sera $\sigma_{soc} = 100$. Dans ce cas, la convergence vers la valeur réelle de l'état de charge sera plus dynamique.

Pour résoudre ces problèmes de réglage des matrices P, R, Q, des algorithmes d'adaptation sont utilisés, ces algorithmes permettent l'ajustement des matrices afin, de rendre l'estimateur le plus précis possible, pour pouvoir l'utiliser dans les systèmes de gestion des batteries.

IV- Conclusion

Dans ce chapitre nous avons donné une idée sur les BMS, leur utilité et leur rôle pour prolonger la durée de vie des batteries, à travers les informations sur l'état de charge de batterie SOC.

Les idées destinées à la détermination du SOC ne manquent pas, à commencer par les procédés en boucle ouverte. Néanmoins toutes ne sont pas applicables à la technologie lithium-ion, et leur efficacité n'est en outre pas toujours assurée. Parmi les autres méthodes utilisées on trouve l'intelligence artificielle (réseaux de neurone, et logique floue), qui souffre principalement des problèmes d'apprentissage.

En matière d'observateurs, nous avons présenté les principaux observateurs utilisés pour l'estimation, l'observateur Luenberger, Kalman, et par mode glissant. Nous avons détaillé l'observateur de kalman et ses dérivées à savoir les filtres EKF et UKF. Par la suite, ce dernier sera utilisé comme estimateur d'un système de gestion des batteries.

Chapitre V:

Conception et simulation de l'algorithme UKF

I- Introduction

L'objectif de ce chapitre est de faire une bonne estimation, robuste et fiable, à l'aide de filtre de kalman unscented (UKF) qui sera implémenté à base du modèle de Thevenin de deuxième ordre, étudié au deuxième chapitre, pour pouvoir faire une gestion de l'énergie qui ne sera pas mise en défaut par une mauvaise connaissance des réserves. Une surestimation des réserves peut mener à une panne d'énergie, alors qu'une sous-estimation réduit la performance. Les deux cas sont également contre indiqués pour la santé de la batterie.

II-Conception et simulation de l'algorithme UKF

Dans cette partie nous présentons les prés-requis nécessaires ainsi que les travaux effectués et les étapes à suivre pour la conception et la simulation de l'algorithme du filtre UKF.

II-1 Modélisation

Dans le contexte de la mise au point d'algorithmes d'estimation et des simulations nécessaires, la modélisation par des circuits électriques équivalents a été choisie, grâce à leurs précision et à leurs capacité de reproduire les phénomènes qui dominent le fonctionnement des accumulateurs, ainsi de décrire le comportement dynamique de la batterie.

Le modèle le plus utilisé est celui de Thevenin du premier ordre (figure 9), grâce à la simplicité d'implémentation, cette simplicité a pour prix la diminution de précision, du fait que les éléments du modèle sont considérés constants, ce qui n'est pas vrai en réalité, car ils varient en fonction de l'état de charge, de la température, et du cycle de charge et de décharge.

Pour résoudre le problème de précision, le modèle de Thevenin de deuxième ordre (figure10) a été choisi, ce modèle qui apporte à l'évolution de la tension U_L , la réponse transitoire liée au phénomène de la double couche de polarisation électrique (EDL) et la polarisation dynamique. Les deux réseaux (R_{pa} , C_{pa} , R_{pc} , C_{pc}) font réagir l'ensemble à deux constantes de temps différentes, τ_{pa} (rapide) et τ_{pc} (lente).

Dans ce projet de fin d'études, nous avons considéré que les composants de ce modèle ne dépendent que de l'état de charge, nous avons négligé l'effet de la température et du cycle de charge et décharge, car nous ne disposons pas de matériels pour les mesurer.

Pour modéliser la variation des composants de batterie (R_0 , R_{pa} , R_{pc} , C_{pa} , C_{pc}) en fonction du SOC, nous avons utilisé, sous Matlab, des Look-up table qui font correspondre à chaque valeur de SOC, des valeurs données de (R_0 , R_{pa} , R_{pc} , C_{pa} , C_{pc}). On a considéré un pas de 0.05 (5%) pour la variation du SOC.

En raison de la dépendance des paramètres de l'état de charge, l'utilisation des résistances et des capacités de la bibliothèque Simscape pour le modèle n'est pas optimale, il faut créer de nouveaux composants qui modélisent cette dépendance, ce qui est possible à l'aide du langage Simscape qui nous permet de créer n'importe quel composant (électrique, mécanique, hydraulique,...), qui peuvent varier d'une façon non linéaire, et aussi dépendre d'une ou de plusieurs variables d'entrée, ce qui est notre cas.

A l'aide du langage Simscape on a réalisé le modèle donné sur la figure 19, dont les composants varient en fonction du SOC, qui est la sortie du bloc qui modélise la tension en

circuit ouvert, dont on a utilisé la méthode de comptage Colomb métrique pour calculer l'état de charge, qui est à son tour injecté dans les blocs des résistances et des capacités.

Les codes Simscape des composants sont donnée dans l'annexe A :

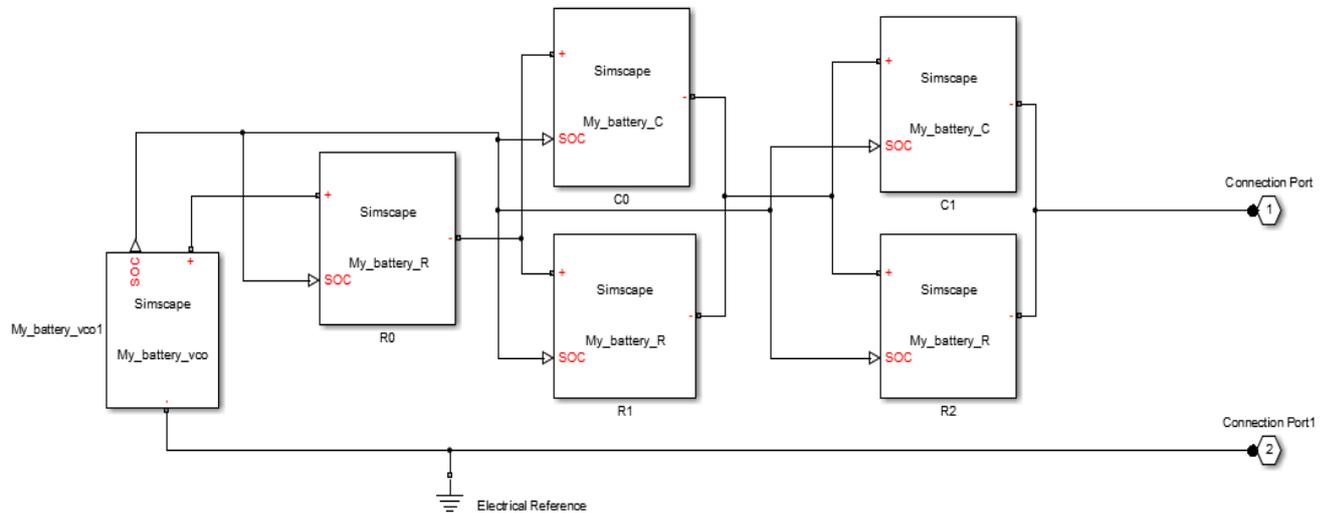


Figure 19: Modèle de Thevenin deuxième ordre, avec des composants variables

C'est ce modèle que nous utiliserons durant toutes les simulations sous Matlab, mais avant tout on doit identifier les paramètres internes de ce modèle.

II-2 Identification des paramètres :

L'algorithme de Levenberg-Marquardt, a été choisi parmi les autres algorithmes cités dans le deuxième chapitre pour l'identification des paramètres, grâce à ses hautes performances, et à sa simplicité d'implémentation.

Dans un premier temps on va se baser sur la courbe de décharge pour extraire la tension en circuit ouvert U_{oc} , ainsi qu'une approximation des valeurs de la résistance interne de la batterie (R0), afin de les imposer à l'algorithme de Levenberg-Marquardt, pour minimiser le nombre de paramètres inconnus de 6 à 4, ainsi que le temps d'identification.

Pour se faire La batterie Lithium-ion de matlab simulink, ayant un état de charge initial de 100%, est complètement déchargée, avec des impulsions de courant de valeur $-C/2$ (c.à.d. - 30A). Cette décharge est décomposée en plusieurs intervalles, chaque intervalle consiste en une durée d'application du courant, égale à 6 minutes, suivie d'un temps de relaxation qui dure une heure. Ce temps de relaxation permet la convergence de la tension de la batterie vers la valeur d'OCV correspondant à l'état de charge actuel de la batterie.

Les valeurs des tensions, des courants et des temps sont relevées tout au long du phénomène de décharge de la batterie. Ces valeurs seront utilisées ultérieurement comme données pour la méthode d'identification des paramètres.

2-1 Identification de la tension en circuit ouvert

La tension en circuit ouvert, qui correspond à chaque état de charge, c.à.d. à chaque intervalle, est la dernière tension relevée avant l'application d'une nouvelle impulsion du courant. Autrement dit, c'est la tension qu'atteint la batterie en fin de la phase de relaxation.

La figure suivante montre les valeurs de tension en circuit ouvert U_{co} (en croix bleu), de chaque intervalle sur la courbe de tension durant la décharge.

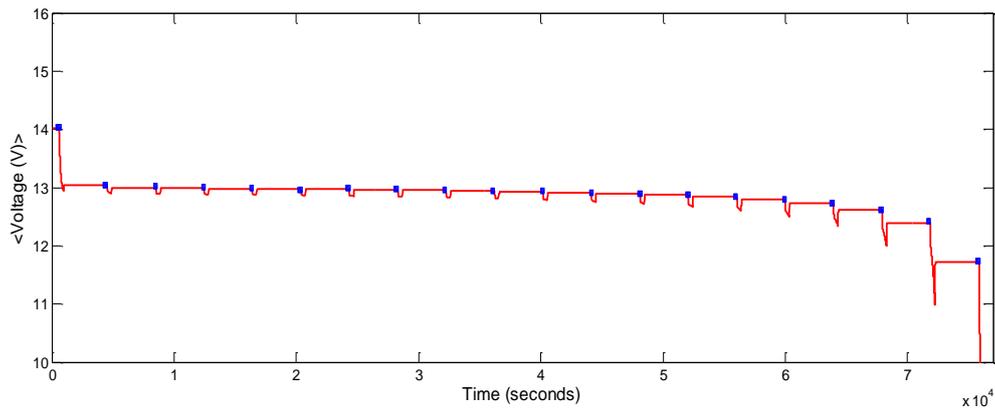


Figure 20: Courbe de décharge de batterie

La variation non linéaire de la tension en circuit ouvert de la batterie par rapport à l'état de charge, est donnée par la figure suivante :

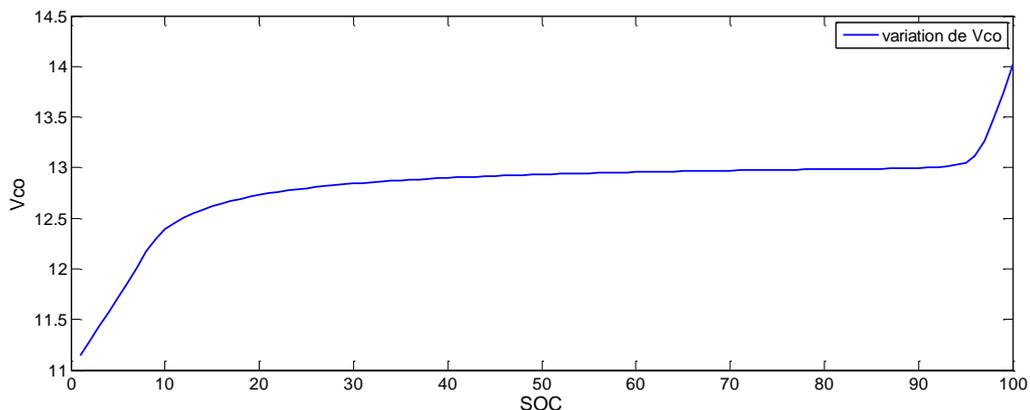


Figure 21: Variation de tension en circuit ouvert V_{co} en fonction de SOC

A l'aide de l'application Matlab « Curve-Fitting », on détermine l'expression mathématique qui relie les deux paramètres (U_{oc} et SOC), cette expression qui est nécessaire pour l'estimation de l'état de charge

$$V_{co} = 111.7 \cdot \exp\left(-\left(\frac{SOC - 1.465}{0.2192}\right)^2\right) + 12.97 \cdot \exp\left(-\left(\frac{SOC - 0.7622}{1.939}\right)^2\right) + 0.5138 \cdot \exp\left(-\left(\frac{SOC - 0.08001}{0.1055}\right)^2\right) + 0.2834 \cdot \exp\left(-\left(\frac{SOC - 0.04194}{0.05349}\right)^2\right) + 0.503 \cdot \exp\left(-\left(\frac{SOC - 0.1782}{0.1514}\right)^2\right) + 0.3588 \cdot \exp\left(-\left(\frac{SOC - 0.338}{0.2128}\right)^2\right) \quad (5.2)$$

2-2 Identification de R_0

Dans cette partie, nous cherchons une approximation des valeurs de la résistance interne R_0 de la batterie. Lors de l'application du courant, la tension de la batterie présente une chute instantanée due à R_0 , négative dans le cas de décharge (courant < 0). Cette chute disparaît dans la phase de relaxation à cause de l'absence du courant.

En détectant cette différence de tension, R_0 est obtenue en divisant la tension par la valeur du courant appliqué.

Comme il est indiqué sur la figure 22, qui présente la courbe de tension durant un intervalle lors de la décharge, on voit clairement la chute de tension durant l'intervalle d'application du courant.

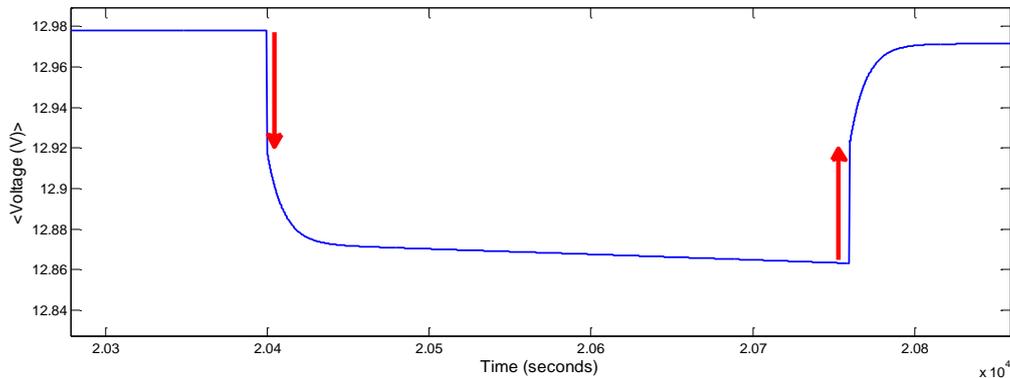


Figure 22: Chute de tension due à R_0

Pour calculer cette chute de tension, nous utilisons, sous Matlab, le vecteur gradient de tension ($\text{diff}(\text{Tension})$), illustré dans la figure 24. Les pics de tensions négatif et positif représentent cette variation instantanée de tension au début et à la fin de l'intervalle d'application du courant.

La valeur de la chute de tension obtenue sera divisée par la valeur du courant appliqué, et nous obtenons la résistance R_0 qui correspond à la valeur de SOC dans cet intervalle.

En réalisant la même étude sur tous les intervalles, on déduit la valeur de R_0 correspondent à chaque intervalle (5% d'état de charge) (figure 25).

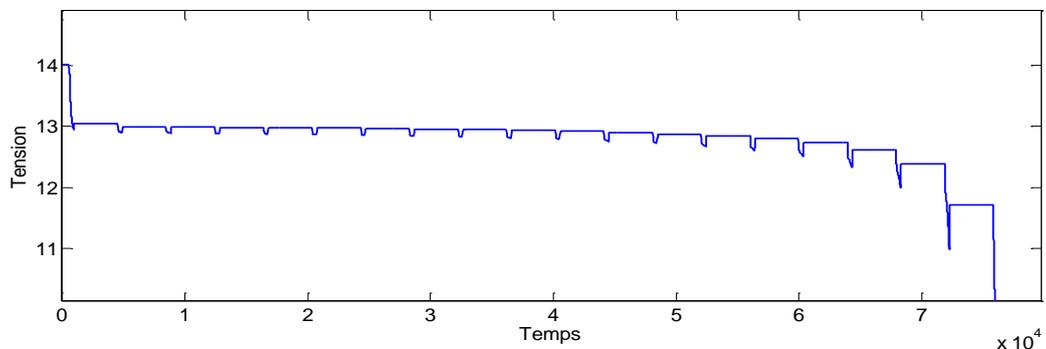


Figure 23: Courbe de décharge du batterie par des impulsions

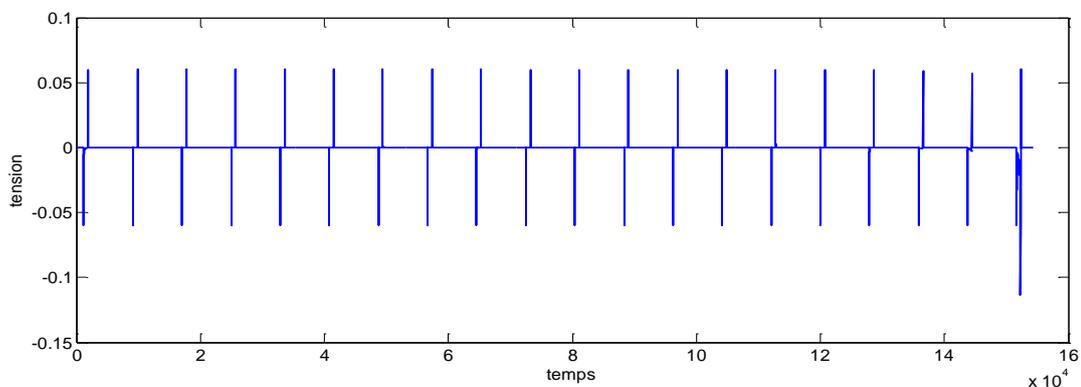


Figure 24: Chute de tension pour tous les intervalles

Les valeurs de la résistance R_0 sont autour de 0.002Ω jusqu'au dernier intervalle où sa valeur augmente, les variations de R_0 sont données par la figure suivante :

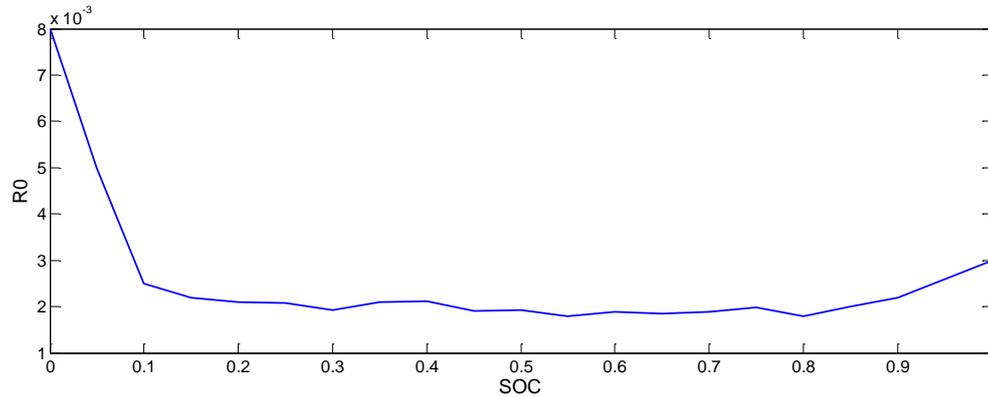


Figure 25: Variation de R_0 en fonction de SOC

Pour l'identification des circuits RC (R_{pa} , C_{pa} , R_{pc} , C_{pc}), la chute de tension est retirée de la tension de la phase d'application du courant, ainsi que la tension en circuit ouvert,

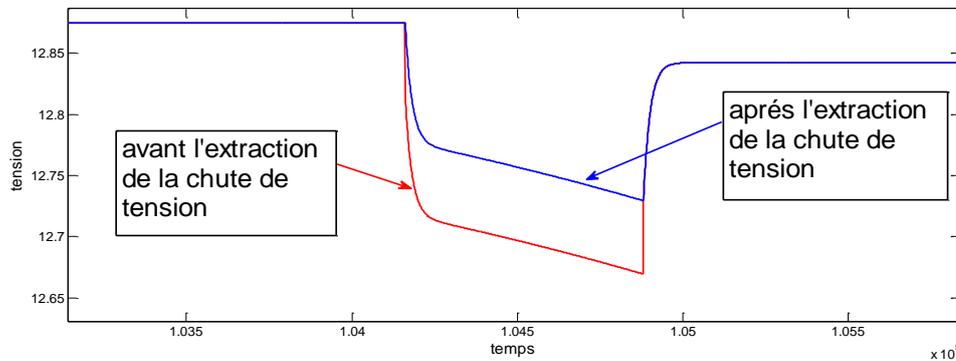


Figure 26: Courbe de tension avant et après l'extraction de chute tension due à R_0

La tension qui reste à estimer est la tension aux bornes des circuits RC (U_{pa} , U_{pc}), qui est identifié à l'aide de l'algorithme de Levenberg-Marquardt des moindres carrés non linéaire.

2.3 Algorithme de Levenberg-Marquardt

L'identification des paramètres (R_{pa} , C_{pa} , R_{pc} , C_{pc}) a été effectuée à l'aide de l'outil d'optimisation Toolbox de matlab (Control and estimation tools manager) dans lequel est intégré l'algorithme Levenberg-Marquardt:

L'interface (Control and estimation tools manager) prend comme paramètres:

- Le Courant de décharge
- La Tension aux bornes de la batterie lors de la décharge.
- La Capacité de la batterie.
- Les Valeurs initiales des Lock-up tables de, R_{pa} , R_{pc} , C_{pa} , C_{pc} .

Cet algorithme donne comme paramètres de sortie les nouvelles valeurs trouvées (R_{pa} , R_{pc} , C_{pa} , C_{pc}) telles que le modèle reproduise le mieux les observations.

La variation de tension aux bornes de la batterie, ainsi que les valeurs de courant de décharge, sont obtenue par des essais de décharge et de charge par des impulsions sur une batterie de puissance commerciale de 60 Ah, et de tension nominale 12V. Dans le cadre de cette

procédure, la batterie a été complètement chargée, puis soumise à 20 C/2 impulsions de décharge entrecoupées par une phase de repos d'une heure jusqu'à ce que la cellule fût complètement déchargée. Ensuite, la batterie a été chargée à l'aide de 20 C/2 impulsions de charge entrecoupées par une phase de repos d'une heure jusqu'à ce que la batterie a été complètement chargée.

Les valeurs initiales des Lock-up tables de R_{pa} , R_{pc} , C_{pa} , C_{pc} , sont prises intuitivement. Les résultats obtenus sont les suivants :

➤ Début de l'identification

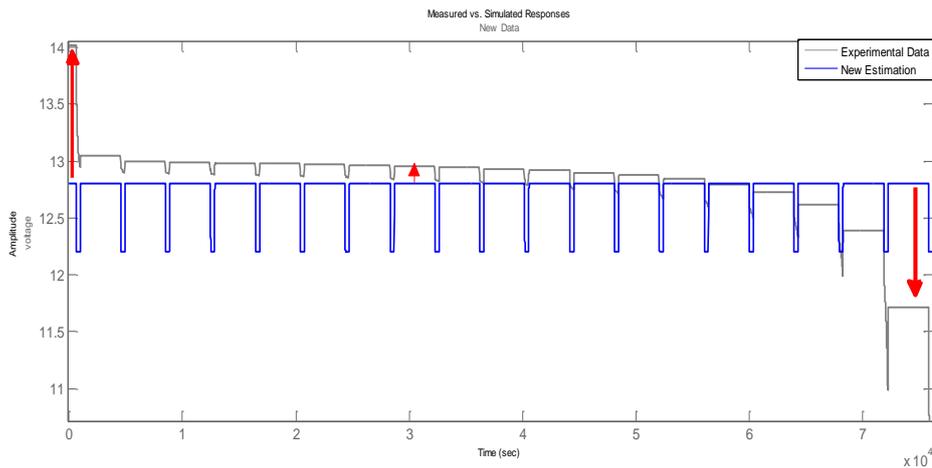


Figure 27: Réponse mesurée vs estimée

Au début de l'identification la réponse de notre modèle et celle de la batterie réelle sont différentes, ce qui est normal car les paramètres initiaux sont choisis intuitivement, et au fur à mesure que l'identification avance, ces valeurs changent afin de rendre la courbe estimée (réponse de notre modèle) similaire à celle de la batterie.

➤ Après l'identification

On remarque d'après la figure 28 que les deux réponses (estimée et mesurée) sont similaires, avec une erreur inférieure à **0.5%**, ce qui signifie que l'ensemble des paramètres qui minimisent le terme $\min \frac{1}{2} \cdot \sum_{i=1}^m (Zr(i) - Zest(i))^2$ sont ceux trouvés, par l'identification

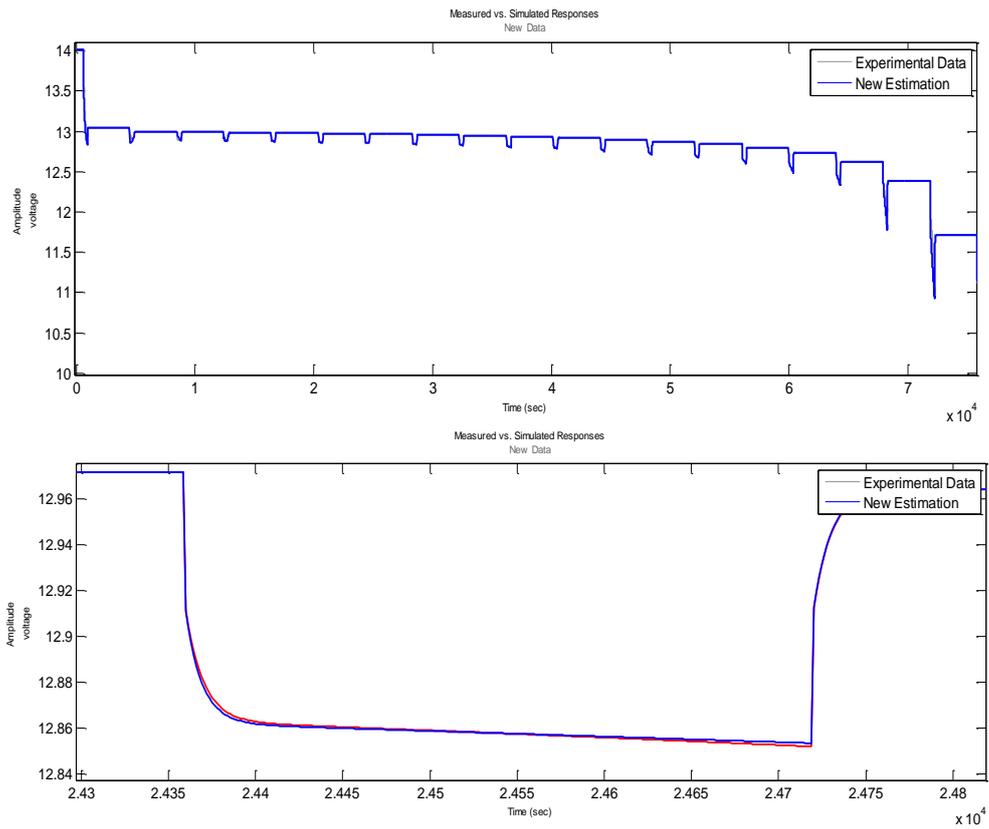


Figure 28: Réponse du modèle et celle de la batterie réelle

La variation des paramètres (R_{pa} , R_{pc} , C_{pa} , C_{pc}) est donnée par les figures 29 à 32:

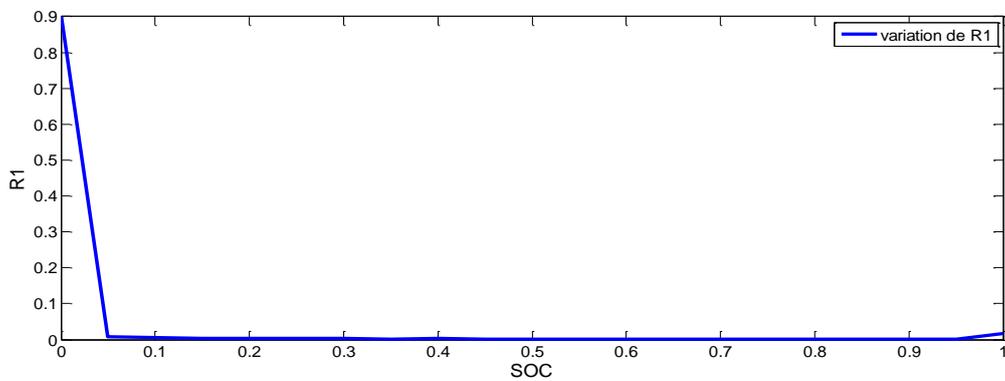


Figure 29: Variation de R_{pa} en fonction de SOC

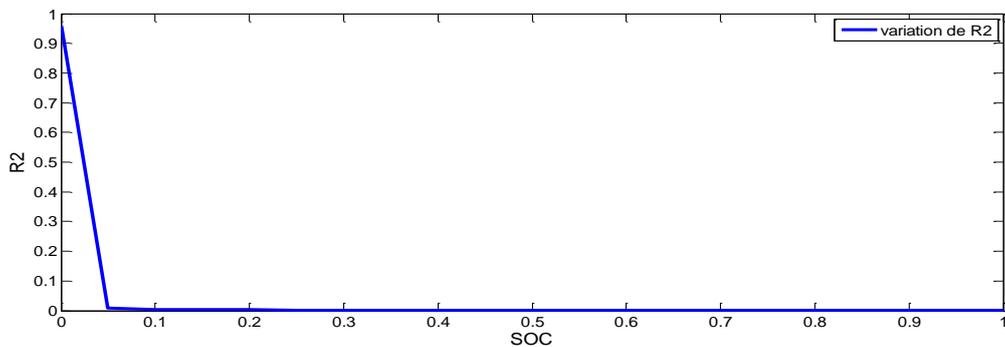


Figure 30: Variation du R_{pc} en fonction de SOC

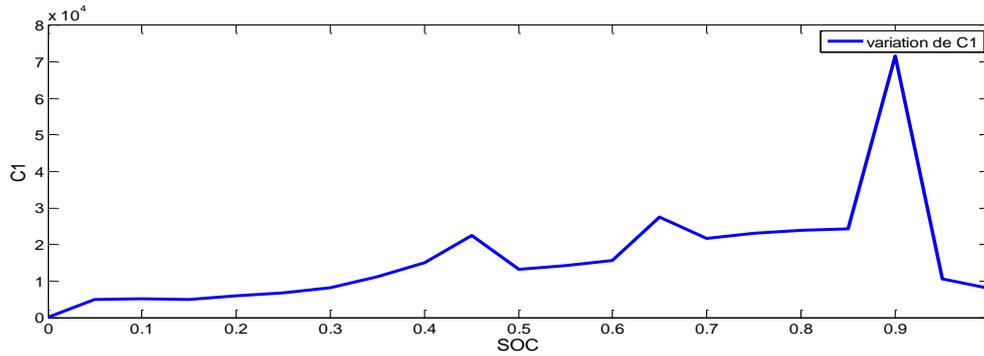


Figure 31: Variation de Cpc en fonction de SOC

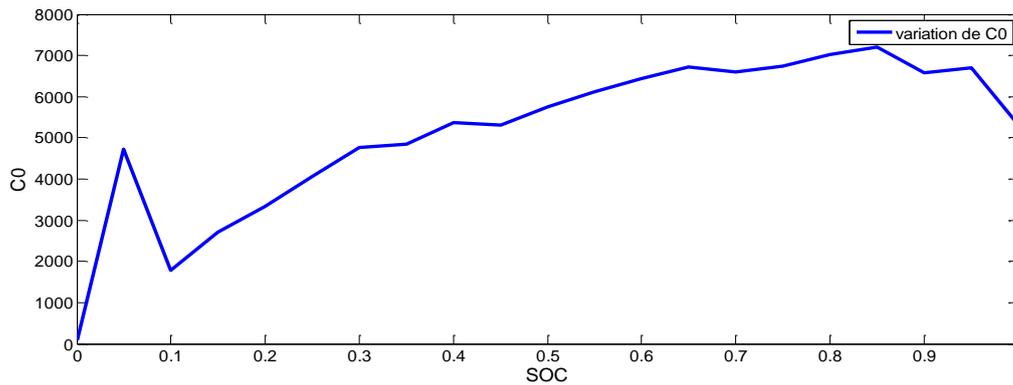


Figure 32: Variation de Cpa en fonction de SOC

Comme il est montré dans les figures, les valeurs des paramètres internes de la batterie varient en fonction de l'état de charge (SOC), la figure 25 montre la variation de résistances interne de batterie (R_0), on remarque qu'au début de la décharge (zone entre 100% et 85% de l'état de charge) la valeur de R_0 augmente, pour simuler la chute de tension vue à la sortie de la batterie. Durant la même phase les valeurs des capacités C_{pa} et C_{pc} varient pour simuler la décroissance exponentiel de la tension, les figures montrent aussi qu'entre 85% et 15% de l'état de charge, les résistances peuvent être considérées comme constantes, ce qui est normal car c'est la zone de fonctionnement nominale de la batterie ou la tension ne connaît pas une grande variation (voir figure 33), par contre à partir du 15% du SOC jusqu'au 0% on remarque que les valeurs des résistances (R_0 , R_1 , R_2) augmentent d'une façon spectaculaire, ce qui vérifie la chute de tension brusque à la sortie de la batterie.

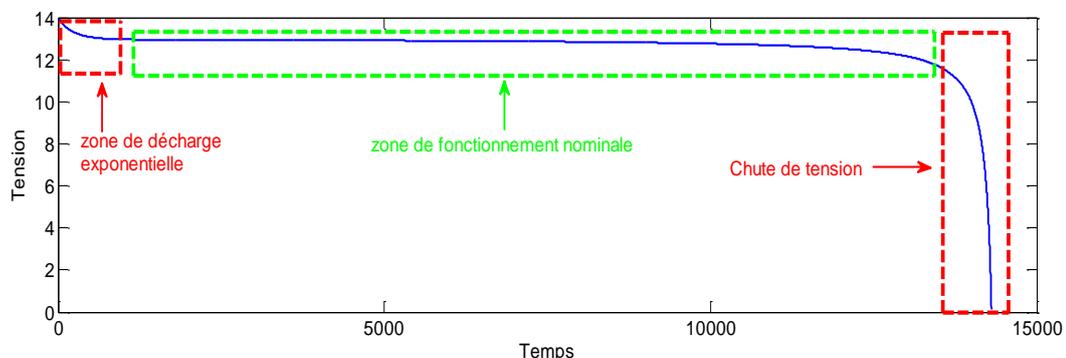


Figure 33: Courbe de décharge d'une batterie Li-ion 12v 60Ah

II.3 Validation du modèle

Dans le paragraphe précédent, un circuit électrique équivalent a été utilisé pour modéliser notre batterie, les paramètres internes de ce modèle ont été identifiés.

Pour la validation de ces paramètres, on décharge le modèle par une suite d'impulsions de courant d'amplitude 54A, et par un courant constant d'amplitude égale à 10A afin de comparer sa réponse à celle de la batterie de Matlab Simulink considérée comme réelle, pour le même profil de courant de décharge.

- décharge par une suite d'impulsions d'amplitude 54A

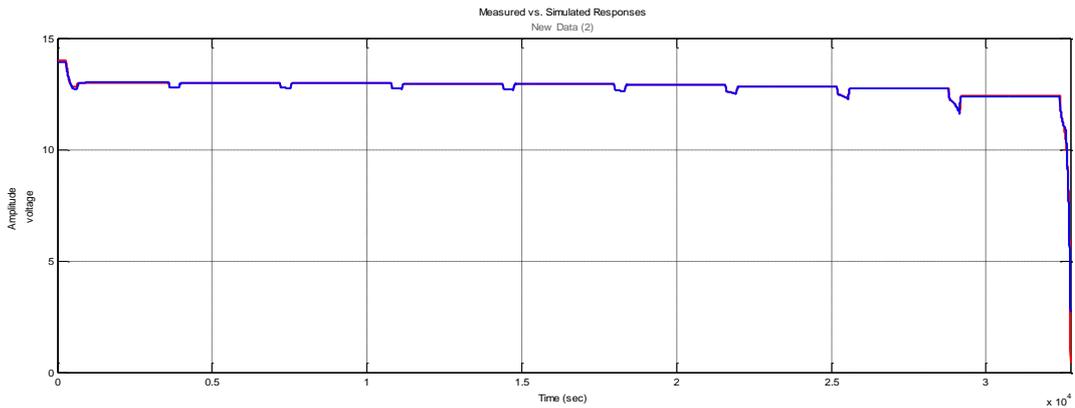


Figure 34: Validation des paramètres par des impulsions

- décharge par un courant constant d'amplitude 10A :

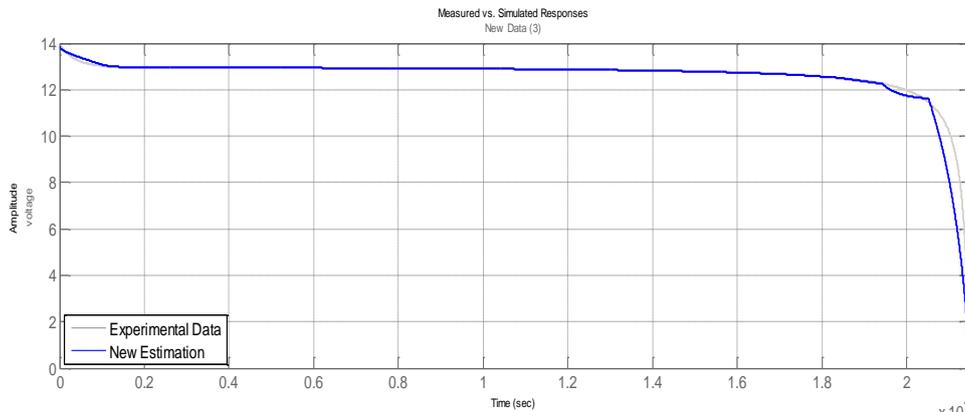


Figure 35: Validation des paramètres par un courant constant

D'après les deux graphes les réponses du modèle et celle de la batterie réelle sont presque similaires ce qui implique que les paramètres obtenus par l'identification, modélisent bien le comportement de notre batterie dans le régime transitoire et permanent, ce qui valide les paramètres trouvés ainsi que le modèle choisi.

Après la validation du modèle, on passe à l'étape de développement d'une représentation d'état.

II.4 Développement de représentation d'état

Afin de pouvoir implémenter l'estimateur UKF, par le biais du préalable détaillé donné sur les formulations des estimateurs de Kalman, on va transformer le modèle de Thevenin de deuxième ordre (figure 10) choisi en une présentation en espace d'état.

Le système d'état pour ce modèle est exprimé dans l'espace d'état par le vecteur $X(k)$ à trois éléments SOC, U_{pa} , U_{pc} qui seront estimés par la suite. L'évolution de U_{oc} est donnée par l'équation (5.2), celle de R_0 , R_{pa} , R_{pc} , C_{pc} , C_{pa} , sont données par les figures (24) et (28 à 31).

On rappelle que l'évolution de l'état de charge dans le temps est donnée par la relation suivant :

$$SOC = SOC(t_0) - \frac{1}{\text{capacité(Ah)}} \int_{t_0}^t IL(t) dt$$

Sachant que la non linéarité du système réside seulement dans la relation entre U_{oc} et SOC, le système d'état continu utilisé pour la propagation du vecteur $X(t)$, de dimension (3x1), est donné par:

$$\dot{X}(t) = f(X(t), U(t)) + w = A_c X(t) + B_c U(t) + w$$

A partir des équations (2.6) et (3.3), on a obtenu la représentation en espace d'état continue suivant :

$$\dot{X}(t) = \begin{bmatrix} -\frac{1}{R_{pa}C_{pa}} & 0 & 0 \\ 0 & -\frac{U_{pc}}{R_{pc}C_{pc}} & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} X(t) + \begin{bmatrix} \frac{1}{C_{pa}} \\ \frac{1}{C_{pa}} \\ \frac{-1}{C_b} \end{bmatrix} iL + \begin{bmatrix} w1 \\ w2 \\ w3 \end{bmatrix} \quad (5.4)$$

Avec

$$X(t) = \begin{bmatrix} U_{pa} \\ U_{pc} \\ SOC \end{bmatrix}$$

Noter que le courant de la batterie est le grandeur de commande $U(k)=[i_L]$ du processus, et w est un bruit blanc gaussien.

Les paramètres mesurés (observables) se limitent à la tension aux bornes de la batterie (ou cellule), ainsi le vecteur de mesure est $z(t) = [U_1]$ de dimension (1x1). La représentation d'évolution de $z(t)$ dans l'espace des observations, est donnée ci-après :

$$z(t) = U_1(SOC) - X_1(t) - X_2(t) - R_0 i_L \quad (5.5)$$

Avec $U_1(SOC)$ modélise la variation non linéaire de tension en circuit ouvert en fonction de l'état de charge, cette variation est donnée par l'équation (5.2)

Pour obtenir une représentation discrète, on discrétise les matrices A, B, ainsi que l'expression de $z(t)$,

Pour le passage d'une représentation d'état continu en discret on se base sur les transformations suivantes :

$$A_d = e^{TA_c} \quad \text{Et} \quad B_d = \left[\int_0^T e^{A(T-\tau)} d\tau \right] B_c \quad (5.6)$$

Avec T représente le temps d'échantillonnage.

On obtient donc les matrices discrètes suivantes:

$$A_d = \begin{bmatrix} e^{-\frac{T}{\tau_{pa}}} & 0 & 0 \\ 0 & e^{-\frac{T}{\tau_{pc}}} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \text{ Et } B_d = \begin{bmatrix} R_{pa}(1 - e^{-\frac{T}{\tau_{pa}}}) \\ R_{pc}(1 - e^{-\frac{T}{\tau_{pc}}}) \\ \frac{-T}{C_b} \end{bmatrix}$$

Ainsi le vecteur de mesure $z(k)$ est donné par :

$$z(k) = U_l(SOC) - X_1(k) - X_2(k) - R_0 i_b(k)$$

A partir des expressions précédentes on déduit la représentation d'état discret de notre système :

$$\dot{X}(k) = \begin{bmatrix} e^{-\frac{T}{\tau_{pa}}} & 0 & 0 \\ 0 & e^{-\frac{T}{\tau_{pc}}} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} X(k) + \begin{bmatrix} R_{pa}(1 - e^{-\frac{T}{\tau_{pa}}}) \\ R_{pc}(1 - e^{-\frac{T}{\tau_{pc}}}) \\ \frac{-T}{C_b} \end{bmatrix} iL + \begin{bmatrix} w1 \\ w2 \\ w3 \end{bmatrix} \quad (5.7)$$

$$z(k) = U_l(SOC) - X_1(k) - X_2(k) - R_0 i_L(k)$$

II.5 Simulation et discussion des résultats

Pour les simulations nous avons déchargé et chargé notre modèle batterie, par différents profils de courant. Les valeurs mesurables de tension et de courant, sont injectées dans l'estimateur, après leur avoir ajouté un bruit blanc gaussien, de moyenne nulle et de variance de 0.01, ce bruit représente le bruit introduit par les appareils de mesure. Le SOC du modèle est considéré comme référence comme il est indiqué sur la figure 36 suivante:

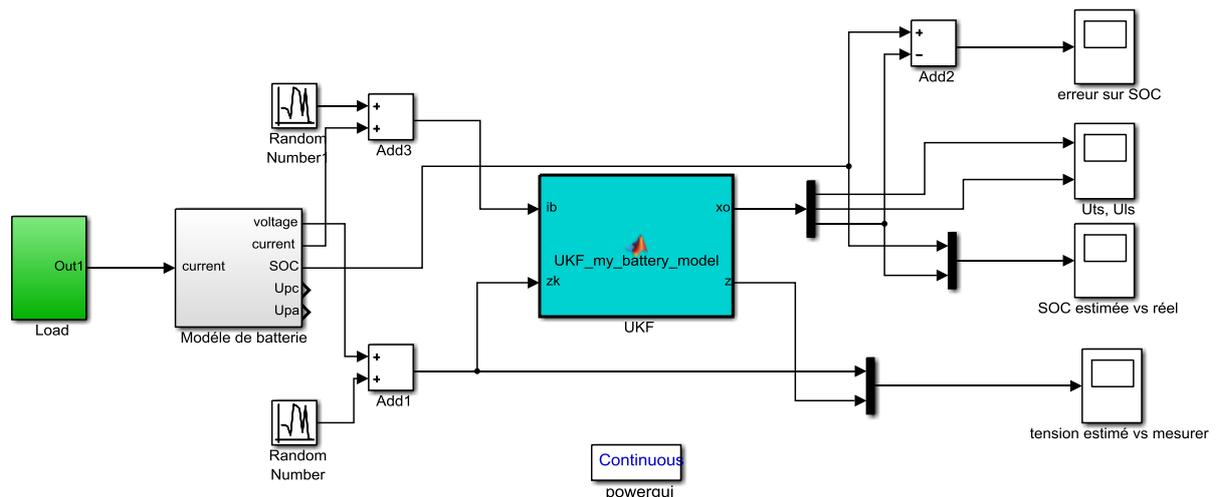


Figure 36: Schéma de l'UKF et de batterie réelle sous Matlab Simulink

Pour l'algorithme du filtre UKF, nous avons utilisé les paramètres suivants :

- Pour le calcul de sigma-point

Nous avons pris comme paramètres de configuration du filtre les valeurs suivantes :

$$n=3, \quad \alpha=1, \quad k=0, \quad \beta=2 \text{ et } \lambda=0 ;$$

- Pour les matrices de covariances :

$$P_0 = 0.005 \text{diag}(3), \quad Q = 10^{-8} \text{diag}(3), \quad R = 0.01.$$

Pour vérifier les performances de l'estimateur, nous allons effectuer des essais de décharge de la batterie par différents profils de courant, avec différentes conditions initiales, pour vérifier à la fois la robustesse et le temps de convergence.

- Décharge par un profil de courant impulsionnel d'amplitude 10A

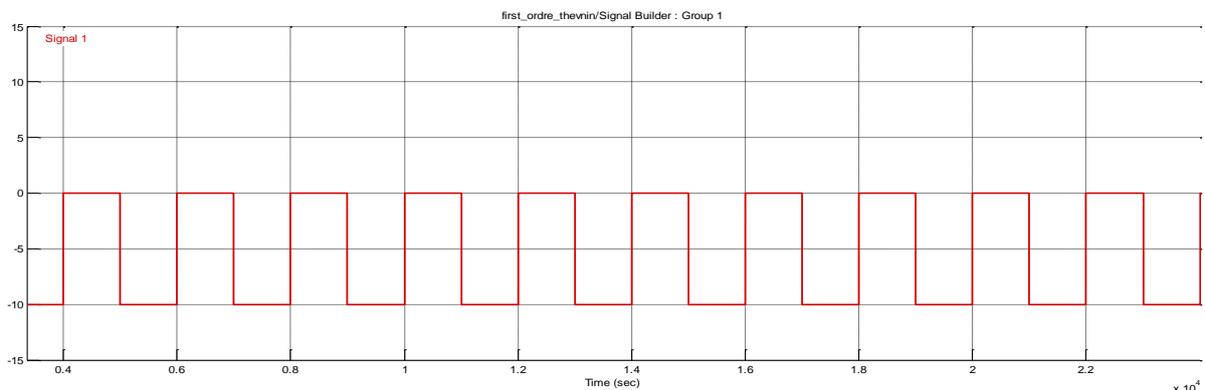


Figure 37: Profil du courant de décharge

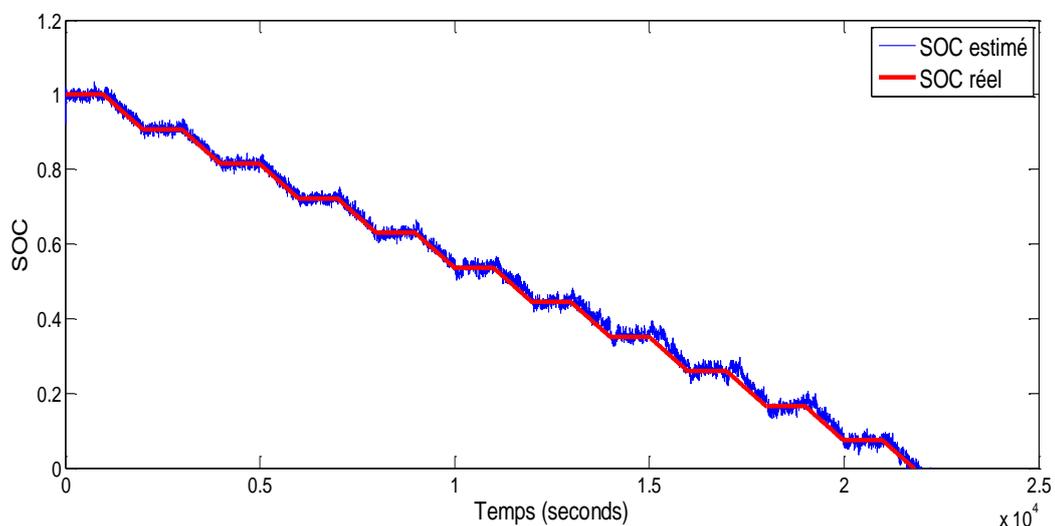


Figure 38: Etat de charge estimé et réel pour une décharge avec SOC initial égale 98%

- Combinaison d'un cycle de charge et décharge

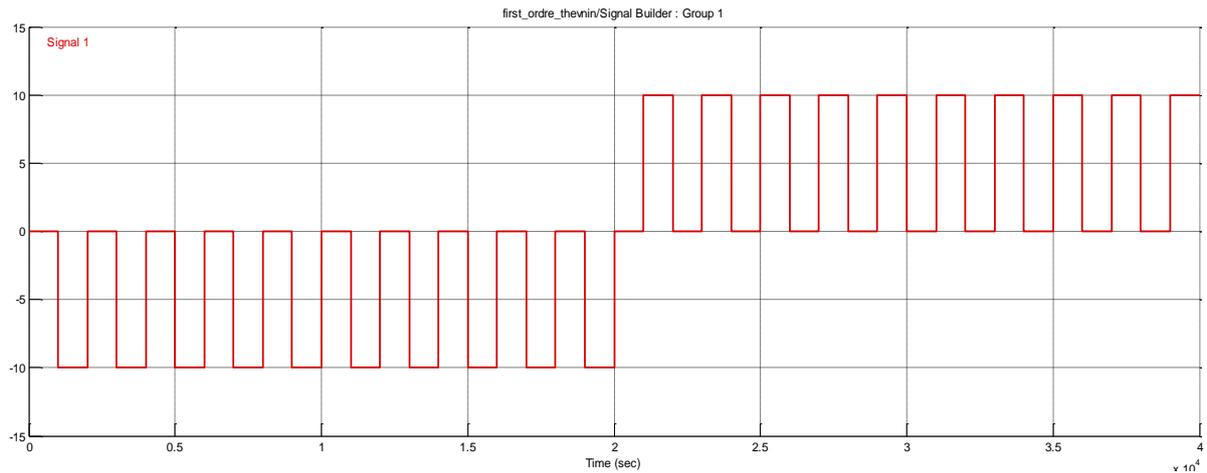


Figure 39: Profil du courant de décharge

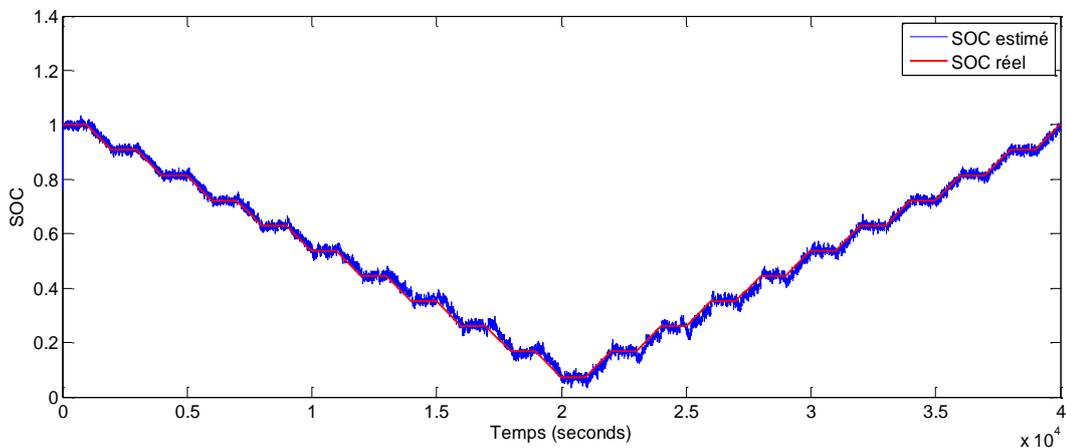


Figure 40: Etat de charge estimé et réel pour la charge et la décharge avec SOC_{in} = 98%

Les résultats de simulation des figures 38 à 40 montrent que l'état de charge estimé (en bleu) suit bien les variations de l'état de charge réel (en rouge) pour un SOC initial égale 98%. Pour vérifier la robustesse de filtre UKF, on change l'état de charge initiale SOC_{in}, introduite dans l'algorithme, de 95% à 50%, sachant que l'état initial de la batterie est à 100%. La réponse obtenue est donnée sur la figure 41.

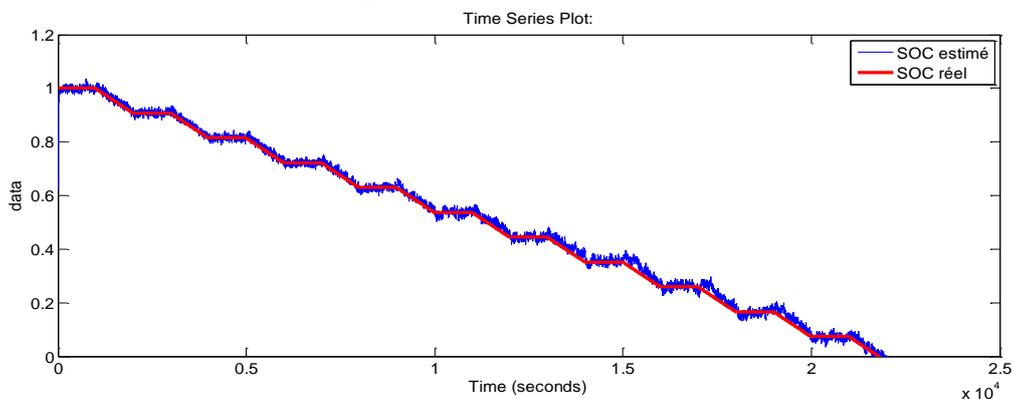


Figure 41: Etat de charge estimé et réel pour SOC initial égale 0.5

Comme il est indiqué sur la figure (41) le changement de l'état de charge initial n'as pas d'influence sur les estimations, car l'UKF converge rapidement vers l'état de charge réel, avec un temps de convergence inférieur à **50s** (figure 42), ce qui montre la rapidité et la robustesse de l'UKF.

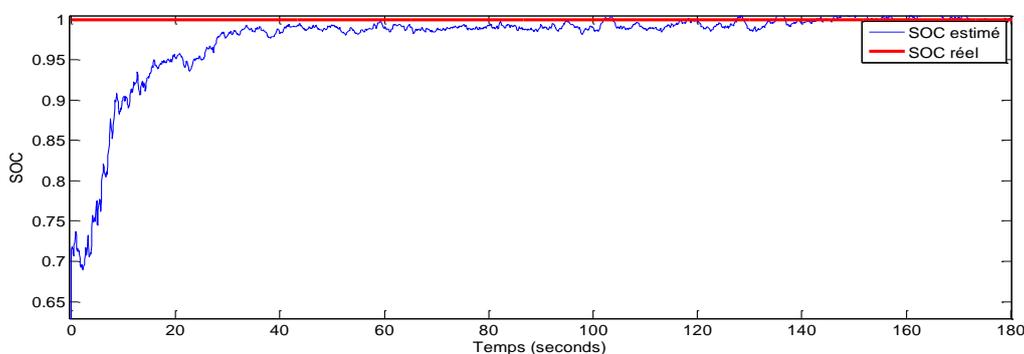


Figure 42: Temps de réponse de l'UKF pour une SOC initial de 50%

➤ Pour une décharge avec un profil de courant constant égal à **10A**

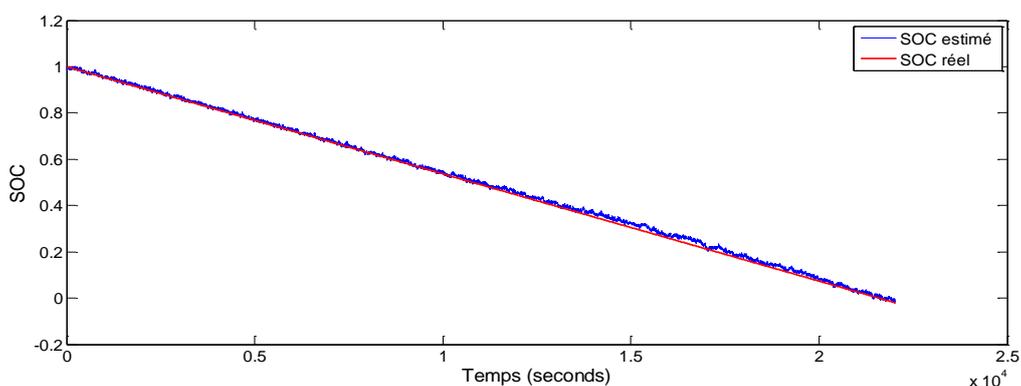


Figure 43: Evolution de SOC réel et estimé pour un courant de décharge égal à 10A

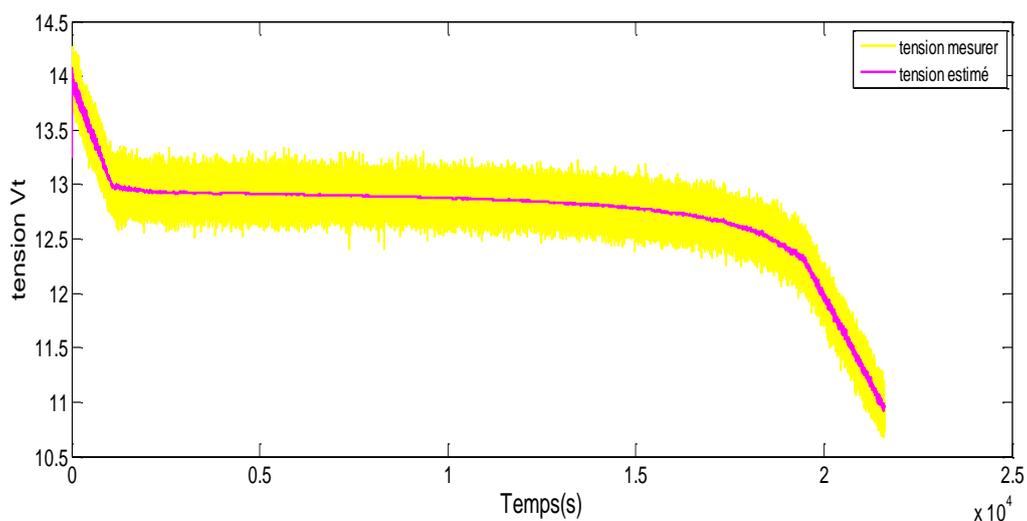


Figure 44: Tension de sortie mesurée et estimée

A partir de la figure (43) qui montre que l'état de charge estimé (en bleu) suit bien l'état de charge réel (en rouge), on peut conclure que l'estimateur UKF est fiable, grâce à sa capacité de faire converger les estimations vers les valeurs vraies de vecteur d'état, avec un temps de réponse relativement petit. Ainsi que sa tolérance des incertitudes sur les valeurs initiales, et sa capacité de filtrer les bruits de mesure, comme il est indiqué dans la figures (44), qui montre la tension estimée par le filtre UKF (en rouge) et la tension mesurée aux bornes de la batterie (en jaune).

Afin de vérifier d'avantage les performances de l'estimateur et sa robustesse, on a appliqué l'algorithme UKF sur un modèle d'une autre batterie de lithium-ion de capacité 30 Ah, et de tension nominale 3.6V.

Les résultats que nous avons obtenus après avoir suivi les mêmes étapes que précédemment (la modélisation, l'identification des paramètres, la validation, et développement de représentation d'état, et simulation), sont les suivants:

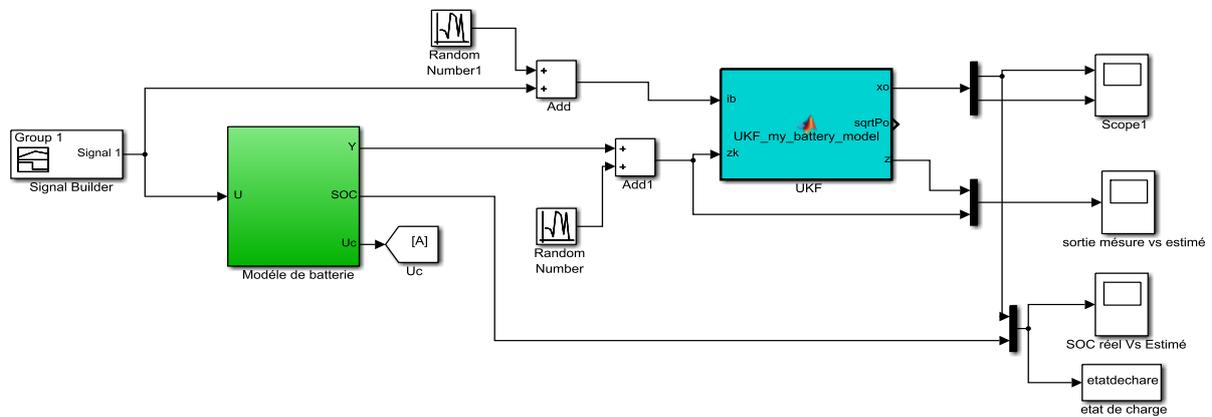


Figure 45: Schéma de UKF et de la batterie li-ion (3.6V) utilisée

On décharge le modèle de batterie par le profil de courant suivant :

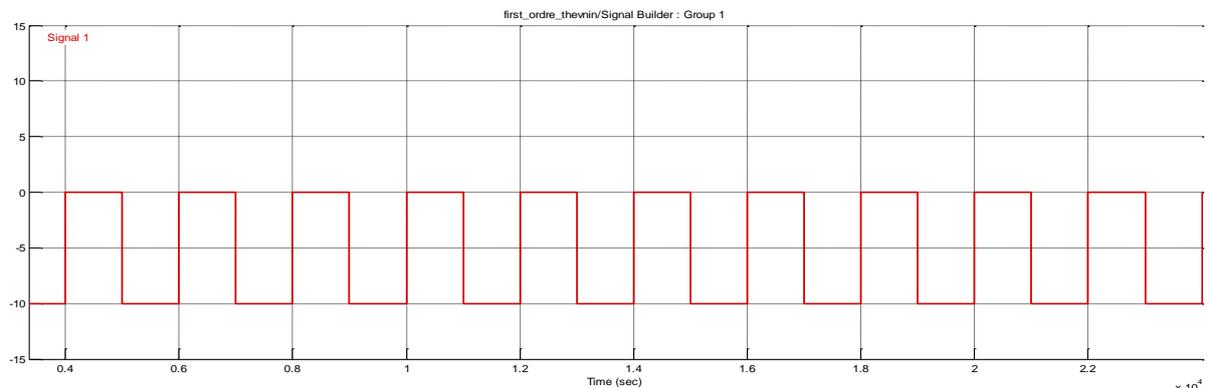


Figure 46: Profil de courant de décharge

Les résultats de simulation obtenus sont les suivants :

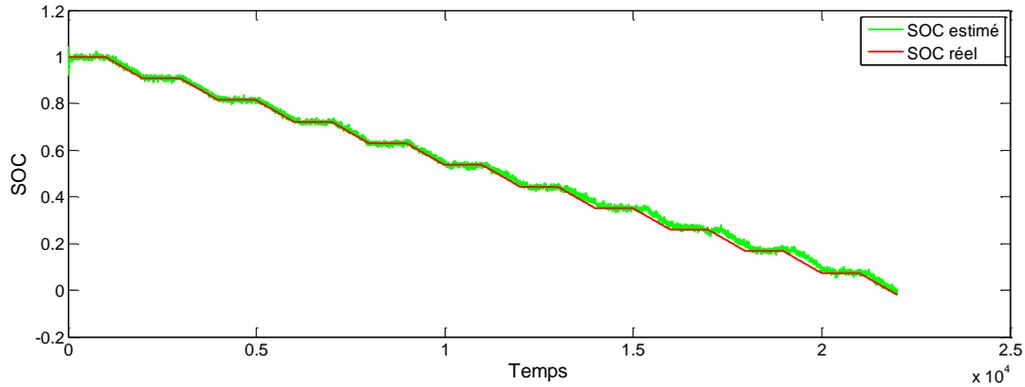


Figure 47: Variation de l'état de charge réel et estimé

Comme dans le cas précédent, on remarque que l'état de charge estimé (en vert) a pu évoluer rapidement vers l'état de charge réel (en rouge), et il le suit pendant toute la phase de décharge.

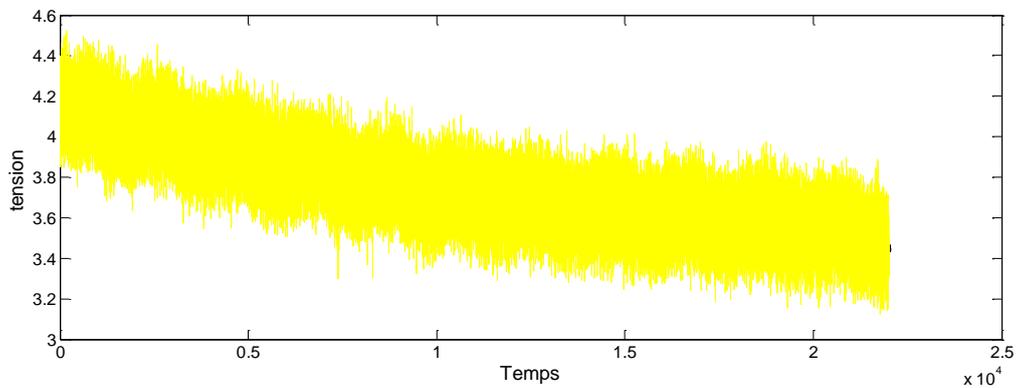


Figure 48: Variation de tension mesurée

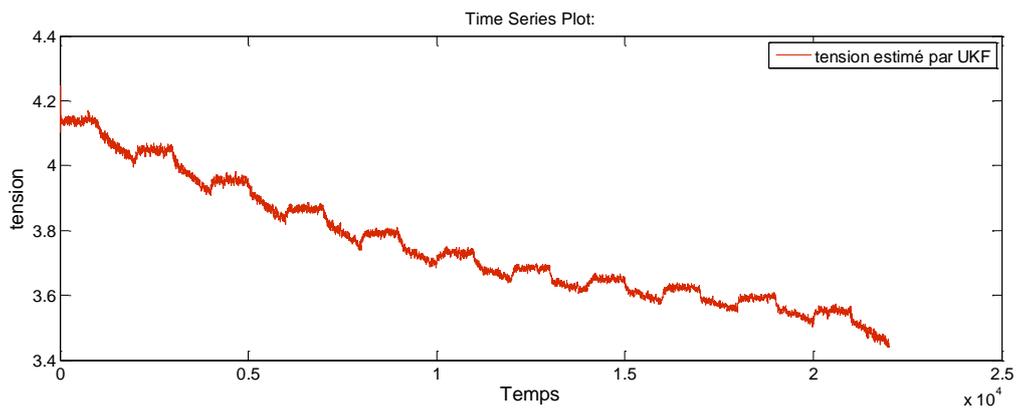


Figure 49 : Tension estimée par UKF

D'après les figures 48, 49, l'estimateur UKF a démontré une grande capacité de filtrage des bruits de mesure, la chose qui implique sa robustesse.

A partir de tous les résultats obtenus on peut conclure que le filtre de kalman unscented est un estimateur fiable et robuste grâce à sa capacité de faire converger les estimations vers les valeurs vraies de vecteurs d'état, et à sa tolérance des incertitudes sur les valeurs initiales de l'état de charge, ainsi que sa rapidité et temps de réponse.

III- Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté nos travaux effectués pour permettre de mettre à l'épreuve et valider les différentes techniques et méthodes mis en évidence dans les chapitres précédents. Ces travaux nous ont permis aussi d'apporter des explications et interprétations des résultats obtenus.

Ces travaux sont regroupés en plusieurs parties, en commençant par la modélisation suivie par l'identification des paramètres de modèle choisi, à l'aide de l'algorithme de Levenberg-Marquardt des moindres carrés non linéaires.

Après avoir développé une représentation d'état de notre système, on est passé à l'étape de simulation qui nous a permis de vérifier les performances de l'estimateur proposé.

Conclusion générale & Perspectives

La gestion d'énergie dans les applications photovoltaïques, voitures électriques et systèmes embarqués est indispensable pour optimiser la consommation ainsi que la durée de vie des accumulateurs. La connaissance de l'état de charge est essentielle surtout pour la mise en sécurité de ces accumulateurs.

Ce projet de fin d'études porte sur l'estimation de l'état de charge des batteries Li-ion par le filtre de kalman sans biais pour les systèmes de gestion des batteries.

Après avoir précisé les différents phénomènes qui se déroulent au sein de la batterie Lithium-ion, un modèle électrique équivalent a été établi à l'aide du langage Simscape de matlab.

Au niveau du modèle, les paramètres sont considérés variables juste en fonction de l'état de charge afin de simplifier l'étude.

Les paramètres du modèle choisi ont été identifiés par l'algorithme de levenberg-Marquardt des moindres carrés non linéaire. Le modèle choisi ainsi que les paramètres obtenus ont été validés par différents profils de courant de décharge en comparant la réponse du modèle avec celle de la batterie réelle étudiée.

Après la modélisation et l'identification, on est passé à l'étape de l'estimation de l'état de charge. Le filtre de kalman unscented (UKF) a été choisi comme estimateur, ce choix est justifié par le fait qu'il est, statistiquement, mis en avant comme estimateur optimal. Durant son adaptation à notre problème, on a pu profiter de l'avantage de la successivité des blocs proposés par cet estimateur (propagation, observation, innovation, rectification).

Après le réglage des paramètres de configuration du filtre ainsi que les matrices de covariance d'initialisation, l'algorithme du filtre UKF a été testé et simulé, sur le modèle développer.

Les résultats obtenus ont montré que l'état de charge estimé a pu évoluer rapidement vers l'état de charge réel, et ça pour différentes conditions initiales.

Pour la sortie estimée le filtre choisi a démontré une grande capacité de filtrage des bruits de mesure, la chose qui implique sa robustesse.

Après la simulation du filtre de Kalman unscented pour l'estimation de l'état de charge de la batterie, il serait pertinent de poursuivre ce travail en prenant en considération l'effet de la température et l'effet de vieillissement, ainsi que l'utilisation d'un algorithme d'adaptation, afin de rendre le filtre optimal pour différentes conditions de fonctionnement, et d'éviter le problème de réglage des matrices de covariances, qui prend parfois énormément de temps.

Bibliographie et webographie

- [1] Frédéric GAILLY « Alimentation électrique d'un site isolé à partir d'un générateur photovoltaïque associé à un tandem électrolyseur/pile à combustible (batterie H₂/O₂) » thèse juillet 2011, Toulouse.
- [2] JULIEN BOURDET, JEAN-FRANÇOIS HAÏT ET FABRICE DEMARTHONENEA « UNE ENQUÊTE » CNRS LE JOURNAL N° 271 I MARS-AVRIL 2013
- [3] Hongwen He, RuiXiong, JiankunPeng « Real-time estimation of battery state-of-charge with unscented Kalman filter and RTOS ICOS-II platform” Journal Elsevier ,Applied Energy 162 (2016) 1410–1418
- [4] POP, V., BERGVELD, H., REGTIEN, P., AND NOTTEN, P. (2005). « State of the art of battery state of charge determination ». Measurement Science and Technology, 16: 93_110
- [5] Matthieu URBAIN « modélisation électrique et énergétique des accumulateurs lithium-ion. Estimation en ligne du SOC et du SOH » Thèse, Nancy université le 4 juin 2009
- [6] https://fr.wikipedia.org/wiki/Accumulateur_%C3%A9lectrique.
- [7] Mr. BOUTTE Aïssa « Identification des paramètres internes d’une batterie pour des applications photovoltaïques » thèse *Oran* Algérie, 01 juillet 2015
- [8] Dinh Vinh DO « Diagnostic de batteries Lithium ion dans des applications embarquées » thèse Université de Technologie de Compiègne, 5 juillet 2010
- [9] <https://fr.wikipedia.org/wiki/Auto-d%C3%A9charge>
- [10] <http://www.tomshardware.fr/articles/Li-ion-batterie-conservation-entretiens-fabrication,2-396-6.html>
- [11] Eva Aneiros ; David Lobo ; Alberto López ; Roberto Álvarez “A proposed mathematical model for discharge curves of Li-Ion batteries” IEEE conference Dec. 2013
- [12] Nathalie Devillers« Caractérisation et modélisation de composants de stockage électrochimique et électrostatique »’Université de Franche-Comté26 Jun 2013
- [13] Hongwen He *, RuiXiong and Jinxin Fan “Evaluation of Lithium-Ion Battery Equivalent Circuit Models for State of Charge Estimation by an Experimental Approach”Energies 2011, 4, 582-598;
- [14] DEKKICHE Abdelillah « modèle de batterie générique et estimation de l'état de charge » Thèse, MONTREAL, LE 2 MAI 2008.

- [15] Gabriel A. Rincón-Mora et Min Chen "An Accurate Electrical Battery Model Capable of Predicting Runtime and I–V Performance" IEEE Georgia Tech Analog and Power IC Design Lab, 2004.
- [16] https://fr.wikipedia.org/wiki/R%C3%A9seau_de_neurones_artificiels
- [17] Aude RONDEPIERRE & Pierre WEISS "méthodes standards en optimisation non linéaire déterministe » cours a INSA Toulouse 4ÈME ANNÉE, 2012-2013.
- [18] P. E. Pascoe, A. H. Anbuky, "Estimation of VRLA Battery capacity using the analysis of coup de fouet region", IEEE-INTELEC 1999, pp. 114-122, Copenhagen, June 1999.
- [19] Shifei Yuan *, Hongjie Wu and Chengliang Yin "State of Charge Estimation Using the Extended Kalman Filter for Battery Management Systems Based on the ARX Battery Model" Energies 2013, 6, 444-470.
- [20] Bizhong Xia, Haiqing Wang, Yong Tian *, Mingwang Wang, Wei Sun and Zhihui Xu "State of Charge Estimation of Lithium-Ion Batteries Using an Adaptive Cubature Kalman Filter" Energies 8, pg 5916-5936, June 2015.
- [21] Pu Shi and Yiwen Zhao "Application of Unscented Kalman Filter in the SOC Estimation of Li-ion Battery for Autonomous Mobile Robot" IEEE International Conference on Information Acquisition, pg 1279 – 1283, 20-23 Aug. 2006.
- [22] Mouna Abarkan « modélisation et Analyse du comportement d'un Bâtiment équipé d'un Système Multi Sources d'énergie » thèse de doctorat, FST Fès, Décembre 2014.
- [23] Simon J. Julier Jeffrey K. Uhlmann "A New Extension of the Kalman Filter to Nonlinear Systems" The Robotics Research Group, Department of Engineering Science, The University of Oxford, PROCEEDINGS OF THE IEEE, VOL. 92, NO. 3, MARCH 2004
- [24] Jouni Hartikainen, Arno Solin, and Simo Särkkä "Optimal Filtering with Kalman Filters and Smoothers a Manual for the Matlab toolbox EKF/UKF" Department of Biomedical Engineering and Computational Science, Aalto University School of Science, 2011
- [25] DO Dinh Vinh, FORGEZ Christophe, EL KADRI BENKARA Khadija, FRIEDRICH Guy « SURVEILLANCE TEMPS REEL DE BATTERIE LI ION" Conférence EF 2009 UTC, Compiègne, 24-25 Septembre 2009

Annexe

Annexe A : Codes Simscape des composants.

1) Code des résistances.

```
1 component My_battery_R < foundation.electrical.branch
2     %My_battery_R
3     % This block implements a variable resistance R that depends on a
4     % lookup table.
5
6     % Copyright hicham ben sassi.
7
8     inputs
9         SOC = {1,'1'}; %SOC:left
10    end
11
12    parameters (Size=variable)
13        My_Table1 = {1e-3*ones(21,1),'Ohm'}; % Resistance Table vs SOC, Temp (MxN array)
14        SOC_Table1 = {[0;0.05;0.1;0.15;0.2;0.25;0.3;0.35;0.4;0.45;0.5;0.55;0.6;0.65;0.7;0.75;0.8;0.85;0.9;0.95;1],'1'} % SOC Breakpoints (Mx1 array)
15    end
16
17    function setup
18        % Check parameter values
19        if any(any(value(My_Table1,'Ohm')<=0))
20            pm_error('simscape:GreaterThanZero','Resistance Table vs SOC, Temp (MxN array)');
21        end
22        if any(value(SOC_Table1,'1')<0)
23            pm_error('simscape:GreaterThanOrEqualToZero','SOC Breakpoints (Mx1 array)');
24        end
25    end
26
27
28    equations
29        let
30            % Perform the table lookup
31            R = tablelookup(SOC_Table1,My_Table1,SOC,...
32                interpolation=linear,extrapolation=nearest)
33        in
34            % Electrical Equations
35            v == i*R;
36        end
37    end
38 end
```

2) Code des capacités

```
1 component My_battery_C < foundation.electrical.branch
2   % My_battery_C
3   % This block implements a variable capacitance C,
4   % Copyright hicham ben sassi.
5
6   inputs    % defining the inputs
7     SOC = {1,'1'}; %SOC:left
8   end
9   % defining the Look_up tabl
10  parameters (Size=variable)
11    C_Table1 = {ones(21,1),'F'} % Capacitance Table vs SOC (Mx1 array)
12    SOC_Table1 = {[0;0.05;0.1;0.15;0.2;0.25;0.3;0.35;0.4;0.45;0.5;0.55;0.6;0.65;0.7;0.75;0.8;0.85;0.9;0.95;1],'1'} % SOC Breakpoints (Mx1 array)
13  end
14  parameters
15    v0 = {0,'V'}; % Initial voltage across capacitor
16  end
17
18  function setup
19    % Check parameter values
20    if any(value(C_Table1,'F')<=0)
21      pm_error('simscape:GreaterThanZero','Capacitance Table vs SOC (Mx1 array)')
22    end
23    if any(value(SOC_Table1,'1')<0)
24      pm_error('simscape:GreaterThanOrEqualToZero','SOC Breakpoints (Mx1 array)');
25    end
26    v = v0; % Set the initial voltage
27  end
28  equations
29    let
30      % Perform the table lookup
31      C = tablelookup(SOC_Table1,C_Table1,SOC,...
32        interpolation=linear,extrapolation=nearest)
33    in
34      % Electrical Equation
35      i == C * v.der;
36    end
37  end
38 end
```

3) codes simscape de block de tension en boucle ouvert

```
component My_battery_vco < foundation.electrical.branch
% My_battery_vco
% This block implements the main branch voltage source, capacity, and
% state of charge (SOC).

% Copyright hicham ben sassi.

outputs
SOC = {1,'1'} %SOC:left
end

parameters (Size=variable)
Em_Table = {3.8*ones(21,1),'V'} % Em (OCV) Table vs SOC (Mx1 array)
SOC_Table = {[0;0.05;0.1;0.15;0.2;0.25;0.3;0.35;0.4;0.45;0.5;0.55;0.6;0.65;0.7;0.75;0.8;0.85;0.9;0.95;1],'1'} % SOC Breakpoints (Mx1 array)
end
parameters
C = {30,'A*hr'} % Capacity (scalar)
Qinit = {0,'A*hr'} % Initial charge deficit
end

variables
Qe = {0,'A*hr'}; % Charge deficit
end

function setup

% Check parameter values
if value(C,'A*hr')<=0
pm_error('simscape:GreaterThanZero','Capacity (scalar)');
end
if any(value(Em_Table,'V')<=0)
pm_error('simscape:GreaterThanZero','Em (OCV) Table vs SOC (Mx1 array)');
end
if any(value(SOC_Table,'1')<0)
pm_error('simscape:GreaterThanOrEqualToZero','SOC Breakpoints (Mx1 array)');
end
if value(Qinit,'A*hr')<0
pm_error('simscape:GreaterThanOrEqualToZero','Initial charge deficit');
end
end
```

```
equations
  % Charge deficit calculation
  % Prevent SOC>1
  if Qe<0 && i>0
    Qe.der == 0;
  else
    Qe.der == -i;
  end

  % SOC Equation
  SOC == 1 - Qe/C;

  % Electrical equation by table lookup
  v == tablelookup(SOC_Table,Em_Table,SOC,...
    interpolation=linear,extrapolation=nearest)

end
end
```