

Table des matières

Introduction Générale

<i>Chapitre I. Batteries Lithium : Principe et système de gestion</i>	10
I. Généralités sur les batteries aux lithiums	11
I.1 Accumulateur lithium métal.....	11
I.2 Accumulateur lithium-ion.....	12
I.3 Accumulateur lithium- polymère	13
I.4 Principe de fonctionnement.....	14
I.4.1 Processus de charge.....	14
I.4.2 Processus de décharge.....	16
I.5. Grandeurs caractéristiques des batteries	17
I.5.1 Régime de décharge.....	17
I.5.2 Capacité.....	17
I.5.3 Résistance interne.....	17
I.5.4 Tension en circuit ouvert.....	18
I.5.5 Etat de charge	18
I.5.6 Etat de santé	18
I.6 Principaux phénomènes électrochimiques	18
I.6.1 L'effet transfert de charges.....	19
I.6.2 L'effet de la double couche électrique.....	20
I.6.3 L'effet transfert de la matière	21
II. Batterie management système	22
II.1 les fonctionnalités du BMS.....	22
II.1.1 Acquisition de données	22
II.1.2 Gestion électrique.....	23
II.1.3 Gestion de la sécurité.....	23
II.1.4 Gestion thermique	24
II.1.5 Communication	24
II.1.6 détermination de l'état de la batterie.....	24
II.2 Système d'équilibrage des cellules	24
<i>Chapitre II. Modélisation et détermination de l'état de charg26de la batterie</i>	26
<i>I. Modélisation des batteries : Etat de l'art</i>	27
I.1 Modèle chimique	27

I.2	Modèle empirique.....	27
I.3	Modèle circuit électrique équivalent	27
I.4.1	Model idéal.....	28
I.4.2	Modèle de Thevenin	28
I.4.3	Modèle dynamique non linéaire	29
I.4.4	Modèle de Caue et Foster	30
I.4.4.1	Structure de Caue	31
I.4.4.2	Structure de Foster	32
I.4.5	Modèle générique.....	32
I.4.6	Modèle dynamique	35
I.5	Modèle boite noire.....	39
II.	Détermination de l'état de charge de la batterie : Etat de l'art.....	39
II.1	Méthodes empiriques	40
II.1.1	Détermination du SOC par mesure de tension en circuit ouvert.....	40
II.2.	Méthodes adaptative.....	40
II.2.1	Détermination du SOC par Les méthodes d'observation	40
II.2.1.1	Observateur de Luenberger	41
II.2.1.2	Filtre de kalman.....	42
II.3	Méthodes d'intelligence artificielle.....	43
II.3.1.	Détermination de SOC par logique flou	43
II.3.2.	Détermination de SOC par réseau de neurone.....	43
	Chapitre 3 : Estimation de l'état de charge par réseaux de neurones.....	44
I.	Présentation des réseaux de neurones.....	45
I.1	Historique sur les réseaux de neurones	45
I.2	Réseaux de neurones	46
I.2.1	Neurone biologique.....	46
I.2.2	Neurone artificiel	46
I.3.	Architecture des réseaux de neurones	49
I.3.1	Les réseaux de neurones statiques	49
I.3.2	Les réseaux de neurones récurrents	50
I.4.	Apprentissage des réseaux de neurones	50
I.4.1	L'apprentissage non-supervisé.....	51
I.4.2	L'apprentissage supervisé	51
I.4.3	Rétro propagation d'erreur.....	52

<i>II. Modélisation de la batterie à base de réseau de neurone</i>	<i>52</i>
I.1 Base d'apprentissage et base de validation (test)	52
I.2.1 Algorithme de la rétro propagation des erreurs	54
2.2 Etape d'apprentissage.....	55
I.2.3 Optimisation de l'architecture	57
I.3 Validation du modèle	58
<i>III. Implémentation de l'algorithme d'estimation d'état de charge</i>	<i>59</i>
Conclusion Générale	61
Annexe1.....	62
Annexe2.....	63
Table des figures.....	67
Reference Bibliographies	69

Introduction Générale

Le changement climatique a été reconnu comme une préoccupation majeure de la planète. Cette préoccupation a donné naissance aux efforts internationaux pour lutter contre le changement climatique, plus largement la diminution de l'émission de gaz à effet de serre. Cet enjeu sera au cœur de la conférence internationale sur les changements climatiques à Marrakech fin 2016 (COP22). Les énergies fossiles sont très émettrices de gaz à effet de serre lors de leur combustion, en Europe les constructeurs automobiles ont fait le choix de développer les véhicules propres à faible émission en CO₂. De nombreux constructeurs automobiles ont déjà commencé à proposer leurs véhicules électrifiés dans le marché, parmi eux, Renault qui est le premier constructeur automobile à commercialiser une gamme complète de véhicules électriques. [1]

Au Maroc, et pour réduire ces émissions des gaz à effet de serre, le choix des énergies renouvelables constitue une alternative naturelle, en misant sur des grands projets de production d'énergie à base du solaire et de l'éolien mais le plus grand défi de l'intégration des énergies renouvelables sur les systèmes d'alimentation électrique est l'intermittence de la production.

En effet, l'intermittence des énergies renouvelables pose des problèmes d'approvisionnement en particulier pour les sites isolés des réseaux de distribution électrique, dans ce cas au moins un élément de stockage de l'énergie est obligatoire pour assurer la continuité de la distribution d'électricité.

Le stockage sous forme électrochimique dans des batteries existe depuis les débuts de l'exploitation de l'énergie électrique. Les batteries Lithium-ion (Li-ion) ont attiré l'attention en raison de leur densité d'énergie élevée et leur longue durée de vie par rapport aux autres types d'accumulateurs. Les batteries Li-Ion ont nécessairement recours à un système de gestion, le **BMS** (Battery Management System). Ce dispositif assure l'utilisation optimale de l'énergie emmagasinée au sein de la batterie et une durée de vie maximale

Ce travail entre dans le cadre de l'étude et la conception d'un système de gestion des batteries. L'objectif principal de ce projet est d'élaborer un modèle de la batterie Li-Ion par un réseau de neurone et l'estimation d'état de charge **SOC** (State of charge) qui représente la tâche la plus difficile dans la BMS.

Dans le premier chapitre, on va présenter une étude bibliographique sur les batteries lithium ion, les différents types, leur principe de fonctionnement, les différents phénomènes

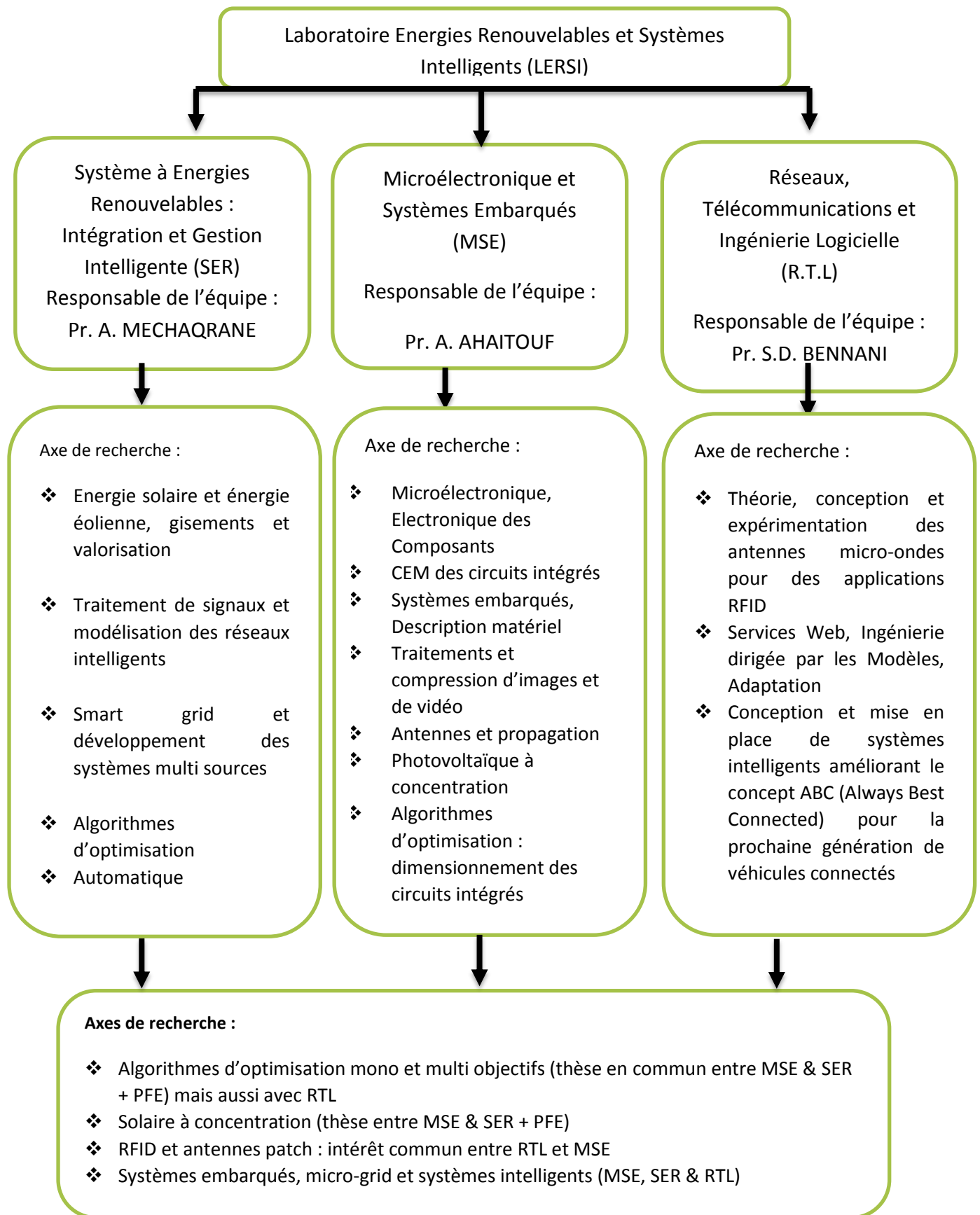
électrochimiques et par la suite une présentation sur les systèmes de gestion des batteries par les différentes fonctionnalités et les systèmes d'équilibrage des cellules.

Les travaux présentés dans le deuxième chapitre s'attachent à la modélisation, les différentes méthodes de modélisation, les différents modèles électriques existants et l'état de l'art sur les méthodes de détermination d'état de charge (SOC).

Le troisième chapitre est divisé en trois parties, la première partie est une présentation générale des réseaux de neurones : leur principe, les différentes architectures et les deux techniques d'apprentissage supervisé et non supervisé. La 2eme partie contient les méthodes à suivre pour créer un réseau de neurone et la validation de modèle proposé par des simulations sous MATLAB. La dernière partie sera consacrée à l'implémentation de notre réseau de neurone dans une carte microcontrôleur de type ARDUINO et l'affichage des résultats dans un afficheur LCD.

Une conclusion mettra fin à ce rapport dont les travaux se sont déroulés au sein du laboratoire Energies renouvelables et Systèmes intelligents. L'organigramme de ce laboratoire est présenté ci-dessous

Organigramme du Laboratoire Energies Renouvelables et Systèmes Intelligents (LERSI)



Rapport-Gratuit.com

Chapitre I. Batteries Lithium : Principe et système de gestion

INTRODUCTION

Ce chapitre résume en général l'étude bibliographique faite au cours du stage et contient principalement les connaissances nécessaires pour accomplir le travail demandé

Tout d'abord, une présentation des généralités sur les accumulateurs électrochimiques, notamment les batteries lithium, puis nous parlerons dans la deuxième partie des différents phénomènes chimiques et électrochimiques se déroulant au sein de la batterie. On termine ce chapitre par une présentation des systèmes de gestion des batteries **BMS**.

I. Généralités sur les batteries aux lithiums

Les premiers accumulateurs de ce type ont été commercialisés par Sony dans les années 90. Ils présentent grand potentiel électrochimique. En plus, le lithium est le plus léger des métaux. Les accumulateurs aux ions de lithium sont largement utilisés dans l'industrie des ordinateurs portables, les téléphones cellulaires ainsi que dans les systèmes embarqués à cause de leur haute densité d'énergie. D'ailleurs, ce type de batterie d'accumulateurs contient une bonne performance à température élevée et une faible auto décharge d'autant plus qu'il ne présente aucun effet mémoire. Les premières batteries d'accumulateurs de ce genre avaient des durées de vie assez faibles. Afin de remédier à ce problème, on a changé la structure de l'électrode au lithium. Le tableau ci-dessous présente quelques caractéristiques nominales de l'accumulateur.

[2][4]

Tension nominale par cellule (volt)	3,6
Resistance interne	Très faible
Température de fonctionnement (°C)	ambiante
Autodécharge	Faible, 10% par mois
Temps de charge (h)	2 à 3
Nombre de cycles de vie	Plus que 1000

Tableau 1 : Caractéristiques de l'accumulateur Li-ion

I.1 Accumulateur lithium métal

La première génération de batteries rechargeables au lithium utilisait une anode en lithium sous sa forme métallique. Cette technologie a cependant été abandonnée à cause de la difficulté de reconstituer l'anode au cours des recharges successives. Celle-ci, une fois endommagée, pouvait accidentellement atteindre son point de fusion (180°C) et entrer en contact avec la cathode, ce qui produisait une réaction violente et l'émission de gaz brûlants. Abandonné depuis plus de 10 ans, le lithium-métal pourrait faire un retour en force dans quelques années, si les recherches actuelles visant à trouver une solution au problème de sécurité connaissent un succès.

Une solution à l'étude depuis peu serait de remplacer l'électrolyte par un liquide 100% ionique. Les liquides ioniques ont une pression de vapeur quasiment nulle, sont stables à haute température et inflammables, ce qui supprimerait de fait l'éventualité de l'émission de gaz brûlants en cas de surchauffe de la batterie. Enfin, des recherches visent à mettre au point un séparateur dont les pores se "fermeraient" en cas de surchauffe, empêchant ainsi la réaction chimique de s'emballer. [2]

I.2 Accumulateur lithium-ion

Pour pallier aux problèmes rencontrés dans les accumulateurs lithium métal, la solution radicale d'abandonner le lithium sous forme métallique au niveau de l'anode a été adoptée 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 un ion lithium pour six atomes de carbone (LiC_6). Au cours de la première insertion de lithium dans le graphite, une partie est totalement consommée de façon irréversible. Ce phénomène est dû à la décomposition de l'électrolyte et à la formation d'un film passivant à la surface de l'électrode (film SEI). Contrairement à l'anode de lithium métallique, ce phénomène est indispensable pour le bon fonctionnement de la cellule. La SEI permet d'éviter la réduction de l'électrolyte en retenant les ions Li^+ dans le carbone. Il faut cependant que cette couche soit suffisamment poreuse pour laisser passer les ions Li^+ lors des cycles de charge/décharge. Cette couche de passivation peut avoir des inconvénients car elle augmente la résistance interne de l'élément ce qui provoque une chute de tension lors de l'utilisation. La SEI ne représente pas un problème majeur, mais elle le deviendra en fin de vie des cellules, diminuant sa capacité à restituer ou accepter les ions [3]. La figure suivante présente la structure d'une cellule Li ion.

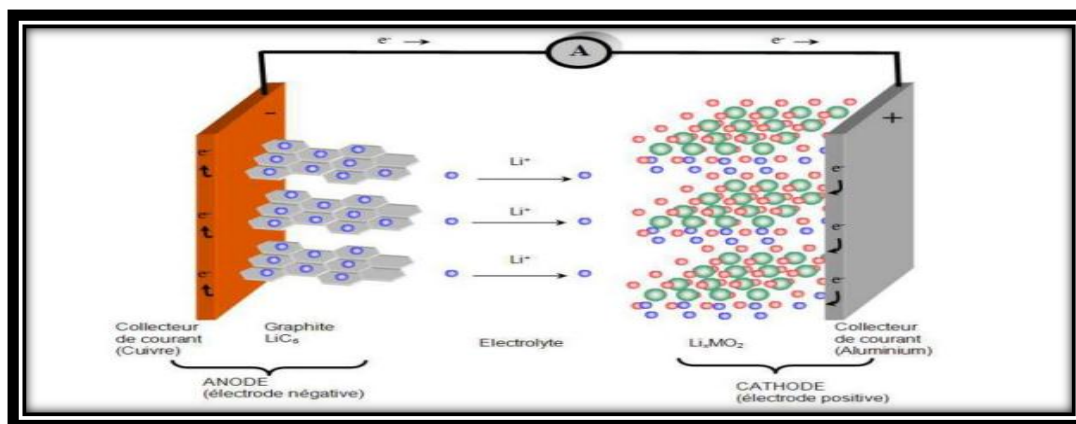


Figure 2 : Structure d'un accumulateur Lithium-ion

Au niveau de la cathode le choix du matériau du composé d'insertion déterminera le niveau de tension de la cellule. Bien qu'il n'y ait pas de frontière, on distingue pour la cathode les matériaux dits "basse tension" des matériaux "haute tension"

Dès lors que la mise en œuvre de l'accumulateur se tourne vers des applications de puissance, le choix du matériau d'insertion "haute tension" pour la cathode est privilégiée. Actuellement,

le LiFePO₄ est un matériau qui semble s'imposer dans les applications de puissance et à large diffusion. Il présente en effet de nombreux avantages dont, le faible coût, l'absence de toxicité, une capacité relativement importante, une durée de vie importante. Le tableau ci-dessous représente une partie des matériaux les plus couramment utilisés pour constituer l'électrode positive. [3][4]

Matériau	Potentiel moyen par rapport au lithium (V)	Energie massique pratique (Wh/kg)
<i>MoS₂</i>	1,8	230
<i>TiS₂</i>	2,1	
<i>MnO₂</i>	3	650
<i>V₆O₁₃</i>	2,4	300
<i>V₂O₅</i>	2,8	490
<i>LiV₃O₈</i>	2,8	
Polyacétylène	3,2	340
Polypyrole	3,2	280
<i>LiFePO₄</i>	3,43	495
<i>LiCoO₂</i>	3,7	500
<i>LiNiO₂</i>	3,5	480
<i>LiMn₂O₄</i>	3,8	450

Tableau 3 : Matériau d'insertion pour la cathode

Le lithium est très réactif à l'eau. On utilise donc des solutions non aqueuses ou aprotique (qui ne peuvent contenir ou donner des électrons) comme électrolyte. Le plus souvent, ce sont des sels de lithium (LiPF₆, LiBF₄ ou LiClO₄) dissouts dans du carbonate de diméthyle, d'éthylène ou de diéthyle (des solvants organiques). Cet électrolyte liquide conduit les ions lithium, agissant comme support entre l'anode et la cathode et les ions lithium s'insèrent progressivement dans les espaces vides du solide. Pour éviter les courts circuits (accumulation d'ions dans l'électrolyte), on place un séparateur micro-poreux (propriété qui permet aux ions lithium de passer à travers cette couche) dans l'électrolyte [3][5].

I.3 Accumulateur lithium- polymère

Les batteries lithium-ion polymère fonctionnent sur le même principe que les batteries lithium-ion traditionnelles. Seul l'électrolyte, le milieu dans lequel migrent les ions lithium d'une électrode à l'autre, est différent. Il est en effet remplacé par une matrice polymère solide dans laquelle est emprisonné le liquide conducteur (50 à 75% en masse). L'accumulateur consistant désormais en une superposition de 3 couches minces (une pour chaque électrode et une pour l'électrolyte), il est possible de fabriquer des batteries de toutes formes géométriques, certaines étant suffisamment plates pour se loger dans une carte de paiement.

Ce système possède toutefois un inconvénient : à température égale , la conductivité de l'électrolyte polymère est inférieure à celle d'un électrolyte liquide. La température minimale

de fonctionnement d'une batterie lithium-ion polymère est par conséquent supérieure à celle d'une batterie lithium-ion.

Les recherches sur le Li-ion polymère sont nombreuses et les innovations régulières. Ainsi la start-up japonaise "Pionics Co." a-t-elle annoncé en juillet 2006 avoir développé un nouvel accumulateur lithium-polymère qui, à capacité équivalente, dure 50% plus longtemps que les autres modèles de sa catégorie. Cette batterie possède une anode en oxyde de nickel et une cathode en alliage d'étain. L'électrolyte est constitué d'un liquide ionique ininflammable et de polyfluorure de vinylidène, ce qui permet de réduire le risque que la batterie prenne feu. Cet accumulateur sera commercialisé dès l'été 2007 et destiné en priorité aux ordinateurs portables. Il coûtera environ deux fois plus cher que les batteries lithium-ion standard. [2][5]

I.4 Principe de fonctionnement

La batterie lithium-ion est basée sur l'échange réversible de l'ion lithium entre l'électrode positive et l'électrode négative. La tension nominale d'un élément Li-ion est de 3,6 V ou 3,7 V (selon la technologie). Lorsqu'une industrie fabrique une batterie Li-ion, elle assemble d'abord une batterie déchargée comme le montre la figure suivante [6]

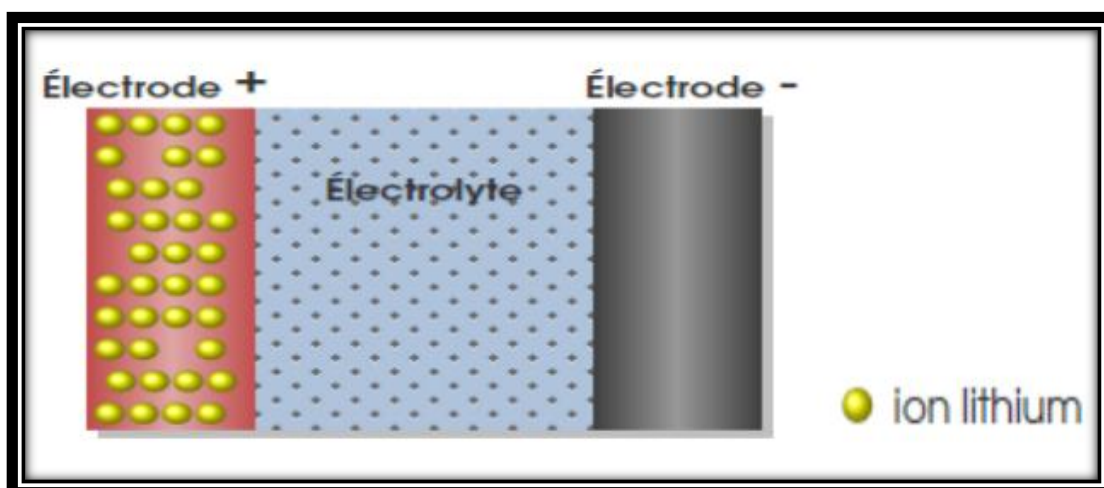


Figure 3 : batterie lithium-ion déchargée

La sécurité, la durabilité et les performances d'une batterie dépendent fortement de la façon dont elle est chargée ou déchargée. Un abus peut réduire considérablement sa durée de vie et peut être dangereux. Un BMS comprend, à bord, à la fois un protocole de contrôle de charge et une stratégie de décharge implémentée. [7]

I.4.1 Processus de charge

L'accumulateur est chargé par un courant constant, ce qui va causer le déplacement des électrons de l'anode (borne positive dans ce cas) vers la cathode (borne négative)

Le processus est arrêté lorsque l'anode atteindra un excès d'électrons et la cathode un manque d'électrons la figure suivant illustre le processus de charge d'une cellule électrochimique.

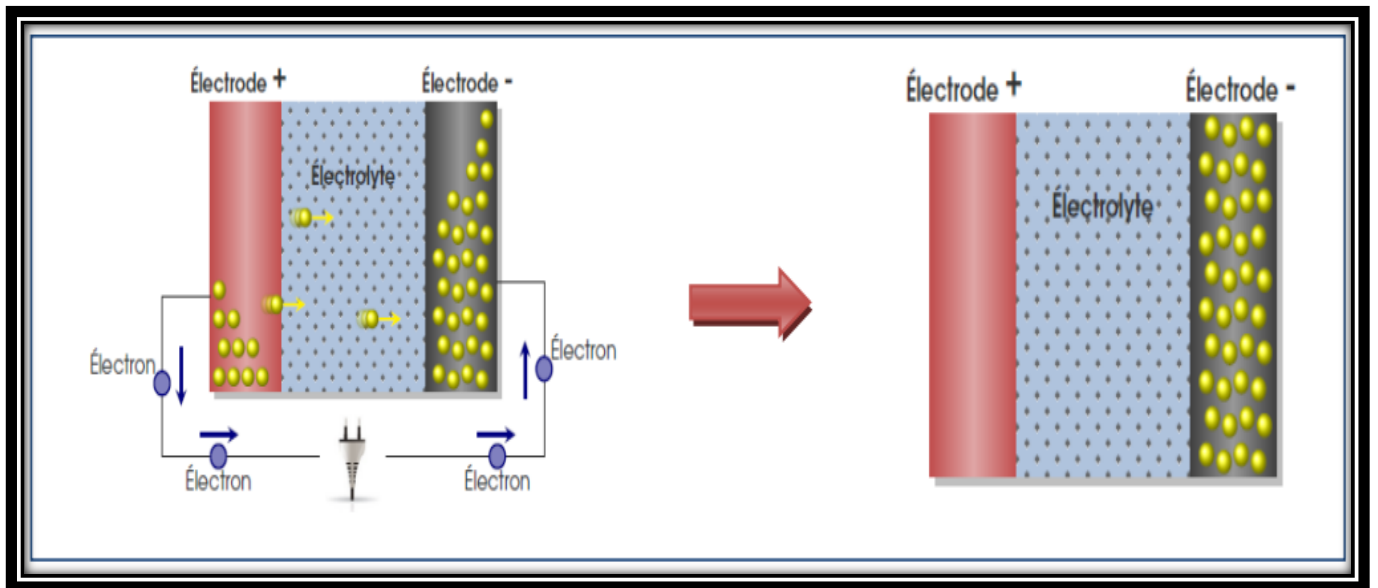
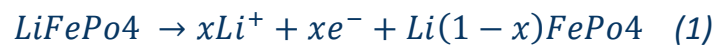


Figure 4 : batterie Li-ion en charge

Prenant l'exemple d'une technologie lithium basée sur l'oxyde d'Olivine LITHIE (LiFePo_4) pour l'électrode positive et sur le graphite (LiC_6) pour l'électrode négative [8]

- Réaction en charge à la cathode



- Réaction en charge à l'anode



- Réaction globale de la batterie



Pour une optimisation de la durée de vie des accumulateurs et pour des questions de sécurité, les fabricants des accumulateurs lithium-ion préconisent une charge s'effectuant majoritairement avec un régime de charge à courant constant(CC) puis à tension constante (CV). Les caractéristiques de charge à courant constant puis tension constante d'un accumulateur sont schématisées ci-dessous.

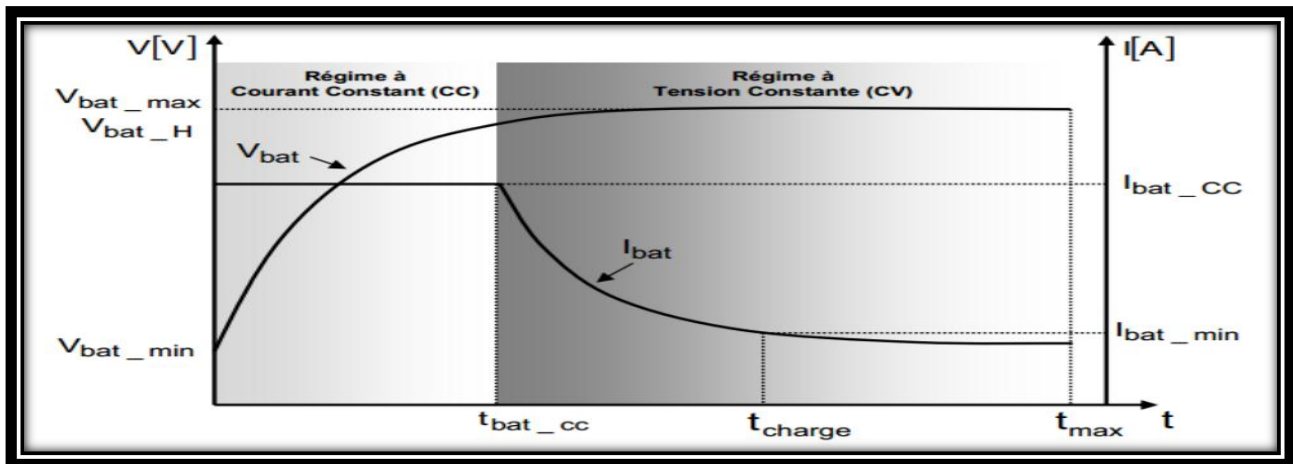


Figure 5 : Charge de la batterie

Au début de la charge, la batterie peut être pré-chargée à un courant constant de faible valeur ensuite elle est chargée avec une valeur plus élevée de courant constant I_{bat_cc} . Lorsque la tension atteint un seuil V_{bat_max} , le profil de charge est modifiée pour charge à tension constante et le courant diminue pour se rapprocher de 100 % de charge, La charge est terminée lorsque le courant passe en dessous du seuil de décharge [8][9][10].

1.4.2 Processus de décharge

La décharge est le processus inverse de la charge. Quand l'accumulateur est complètement chargé, l'anode possède un surplus d'électrons et la cathode un manque d'électrons. Le déplacement des électrons à travers une charge, connectée entre les deux électrodes va créer le courant électrique comme indique dans la figure suivant [8][29][10]

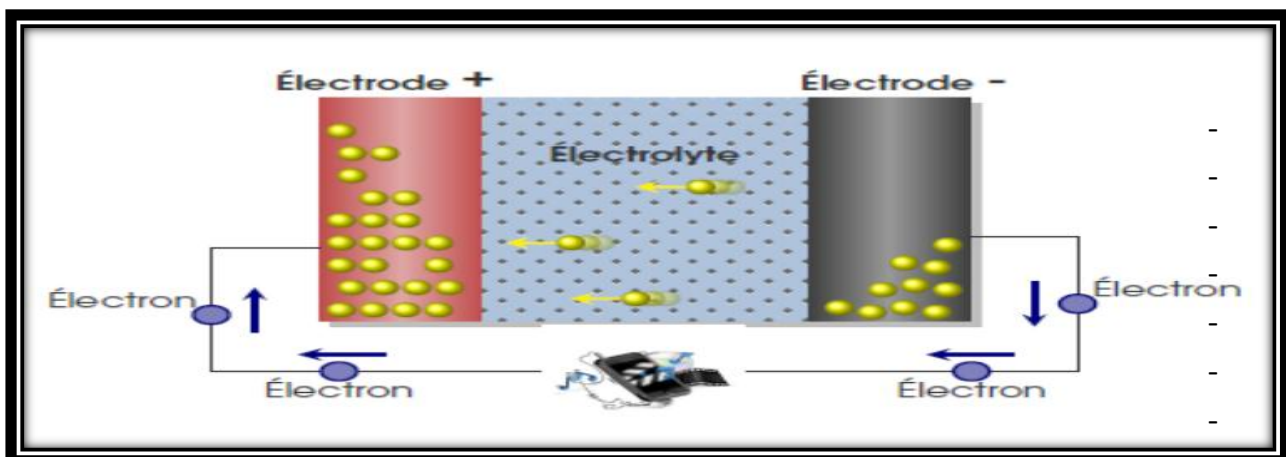


Figure 6 : décharge de batterie

- Réaction en décharge à la cathode



- Réaction en décharge à l'anode



- Réaction globale de décharge



I.5. Grandeurs caractéristiques des batteries

I.5.1 Régime de décharge

Dans la description des batteries, les courants de décharge sont généralement exprimés en fonction du régime de décharge (C-rate). Il est considéré comme une normalisation vis-à-vis de la capacité de la batterie. Il correspond donc à une mesure du taux auquel la batterie est déchargée relativement à sa capacité maximale en guise de fraction et qui donne aussi une indication sur la durée de la décharge. Par exemple, le régime de décharge 1C signifie que la batterie sera complètement déchargée en une heure. Une batterie de 100Ah déchargée à un régime de (C-rate) 1C sera complètement déchargée après une heure à un courant de 100A. A un régime de 5C, le courant de décharge sera de 500A et la batterie sera déchargée en 1/5 d'une heure. [8][11]

I.5.2 Capacité

La capacité est une quantité d'électricité, exprimée en Ah, pour un régime donné. Elle correspond au total des Ah disponibles lorsque la batterie est déchargée à un certain régime (ou à un certain courant) à partir de 100% d'état de charge jusqu'à la tension limite de fin de décharge. Généralement, la capacité est calculée en multipliant le courant de décharge par le temps de décharge. Elle dépend de la température ainsi que du régime et elle est maximale quand la batterie est neuve

Les fabricants de batteries fournissent souvent la capacité nominale qui est obtenue à un courant de décharge nominale, respectant les limites de tensions spécifiées et dans des conditions de température données. [8][12]

I.5.3 Résistance interne

La résistance interne de la batterie est liée aux matériaux constituant la batterie et aux réactions au sein de celle-ci. Elle dépend du régime de charge/décharge, de la température, de

l'état de santé et de l'état de charge. Elle donne une indication du rendement énergétique de la batterie. En effet, avec la résistance, les pertes par effet Joule augmentent ce qui diminue le rendement. Il à noter que la capacité et la résistance interne d'une batterie sont deux données particulièrement importantes pour quantifier son état de santé. Elles sont également liées à l'état de fonction SOF (State Of Function) puisque la résistance est l'image de la puissance maximale disponible et la capacité celle de l'énergie maximale pouvant être exploitée. [11]

I.5.4 Tension en circuit ouvert

La tension à vide ou en circuit ouvert OCV (Open Circuit Voltage) d'une batterie correspond à son potentiel d'équilibre i.e. la différence de potentiel entre les deux électrodes quand la batterie est au repos. Cette tension d'équilibre dépend directement des activités des espèces actives qui varient avec l'état de charge et la température.

I.5.5 Etat de charge

L'état de charge SOC (State Of Charge) est une expression de la capacité disponible de la batterie à un instant donné exprimée en un pourcentage de sa capacité maximale. Cette quantité est généralement calculée en intégrant le courant et ainsi en suivant l'évolution de la quantité de charge tout au long de la sollicitation électrique de la batterie.

I.5.6 Etat de santé

L'état de santé SOH (State Of Health) est une grandeur qui quantifie les pertes de performances dues à la dégradation de la batterie. Il peut être défini comme le rapport entre la capacité totale actuelle et la capacité maximale obtenue lorsque la batterie était neuve. Cependant, de notre point de vue, une évaluation correcte de l'état de santé de la batterie doit aussi prendre en considération l'augmentation de sa résistance interne surtout dans le cas des régimes de décharge importants donc avec de forts échauffements [11]

I.6 Principaux phénomènes électrochimiques

Les comportements dynamiques (en temporel et en fréquentiel) de la batterie sont liés étroitement aux phénomènes électrochimiques à l'intérieur de celle-ci. Le but de ce paragraphe est d'établir le lien entre les comportements dynamiques de la batterie et ces phénomènes électrochimiques.

La Figure suivant représente la réponse typique en tension d'une batterie à une appel de courant en créneau. On peut décomposer la réponse de la batterie en plusieurs parties :

- **Saut de tension** : variation quasi instantanée de la tension après un changement du niveau de courant.
- **Régime forcé** : phase où le courant de sollicitation n'est pas nul

- **Relaxation** : phase après un arrêt de sollicitation où le courant de la batterie est nul et la tension tend vers un état d'équilibre. Cet état d'équilibre correspond à la tension à vide de la Batterie.

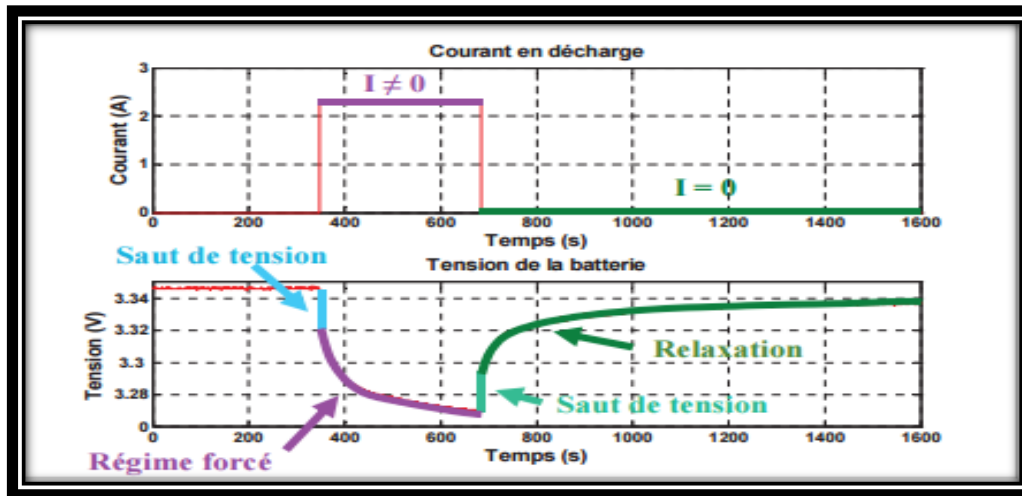


Figure 7 : Réponse en tension d'une batterie

Le saut de tension est causé par les chutes de tension de nature purement ohmique dans les résistances liées à la connectique et à l'électrolyte. La résistance de connectique (R_c) provient d'une part des électrodes et d'autre part du raccordement du système électrochimique au montage expérimental. La résistance de l'électrolyte (R_e) est induite par des phénomènes de migration ou mobilité des ions dans l'électrolyte. Le saut de tension peut donc être représenté par une chute de tension sur une résistance R_s dont l'expression est [3][12][13]

$$R_s = R_c + R_e = R_c + \frac{L}{\sigma \cdot S} \quad (7)$$

σ : conductivité de l'électrolyte,

S : surface moyenne des deux électrodes en regard,

L : distance moyenne entre les deux électrodes.

Durant la phase du régime forcé et de la relaxation, la dynamique est liée aux surtensions provoquées par les effets de transfert de charges, de double couche et de transfert de matière, qui interviennent à l'intérieur de la batterie.

I.6.1 L'effet transfert de charges

Correspond au transfert des électrons à la surface des électrodes. Pour une électrode le courant lié aux flux des électrons est régi par l'équation de Butler-Volmer [13]

$$I = I^{\circ} \cdot [\exp(-\alpha F\mu) - \exp(-(1-\alpha) \cdot F \cdot \mu)] \quad (8)$$

F : constante de Faraday

α : coefficient de transfert de charges

μ : surtension de l'électrode

I° : courant d'échange de la réaction à l'électrode considérée

1.6.2 L'effet de la double couche électrique

La double couche électrique est la zone correspondante à l'interface électrode électrolyte où on peut observer une séparation des charges électriques. Le modèle de Helmholtz est l'un des plus simples modèles développés pour décrire les propriétés électriques de la double couche. Il associe la capacité de double couche à un condensateur plan et suppose que les charges positives et négatives sont situées dans deux plans séparés par une distance LH . Pour ce modèle particulier, la valeur de la capacité surfacique est donnée par l'expression suivante :

$$C_H = \frac{dq}{d\Delta\phi} = \frac{\epsilon\epsilon_0}{L} \quad (9)$$

ϵ : constante diélectrique du milieu.

ϵ_0 : permittivité du vide.

L : distance séparant les charges positives et négatives.

dq : densité de charge.

$\Delta(\phi)$: différence de potentiel entre l'électrode et l'électrolyte

Agissant à la surface des électrodes, ce phénomène apparaît en parallèle de la réaction électrochimique du transfert de charge définie par l'équation de Butler-Vollmer. Le phénomène du transfert de charge est modélisé par la résistance R_{TC} placée en parallèle de la capacité double couche C_{DL} . La capacité double couche est également influencée par le SOC, la température, le courant et l'âge de la batterie. Le courant qui traverse la batterie se divise en deux, une partie vers R_{TC} , l'autre vers C_{DL} . La capacité se charge rapidement car elle ne peut emmagasiner qu'une charge limitée, le courant traverse donc la résistance après un temps court. Après l'impulsion ou pendant une phase de pause avec un faible courant, la capacité double couche se décharge et les charges circulent vers R_{TC} . Ces éléments en parallèle forment donc un filtre passe bas. [3][13]

I.6.3 L'effet transfert de la matière

Concernent le déplacement de matière (dans les batteries cela correspond aux ions) causé par la migration et la diffusion

- **Migration** : concerne le déplacement dû à l'existence d'un champ électrique à l'intérieur de la batterie. L'expression du flux causé par la migration est donnée par [10][16]

$$J_m(x, t) = -\frac{zFD}{RT} C(x, t) \frac{\partial \phi(x)}{\partial x} \quad (10)$$

Z : charge de l'ion considéré,

F: constante de Faraday

D : coefficient de diffusion,

R: constante universelle des gaz parfaits,

T : température absolue

C: concentration de matière,

- **Diffusion** : concerne le déplacement de matière causé par l'existence d'un gradient de concentration. La direction du déplacement de matière va des milieux les plus concentrés vers les moins concentrés. L'expression du flux de matière est donnée par la loi de **Fick** :

$$J_d(x, t) = -D \frac{\partial C(x, t)}{\partial x} \quad (11)$$

$$\frac{\partial C(x, t)}{\partial t} = D \frac{\partial^2 C(x, t)}{\partial x^2} \quad (12)$$

II. Système de management des batteries

Pour certaines applications alimentées par batterie, le module de stockage est doté d'un système de gestion et de distribution d'énergie appelé système de management de batterie (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 du charge/décharge. Ce contrôle permet de protéger la batterie contre la surcharge et la sur décharge. Durant toute la mission, un BMS a pour rôle d'assurer plusieurs tâches comme détermination de l'état de charge, la gestion électrique, la gestion de la sécurité.

Les caractéristiques d'un BMS sont dépendantes de l'application. En général, les fonctionnalités du BMS peuvent être découpées en tâches sont schématisée sur la figure suivant [8][7][14].

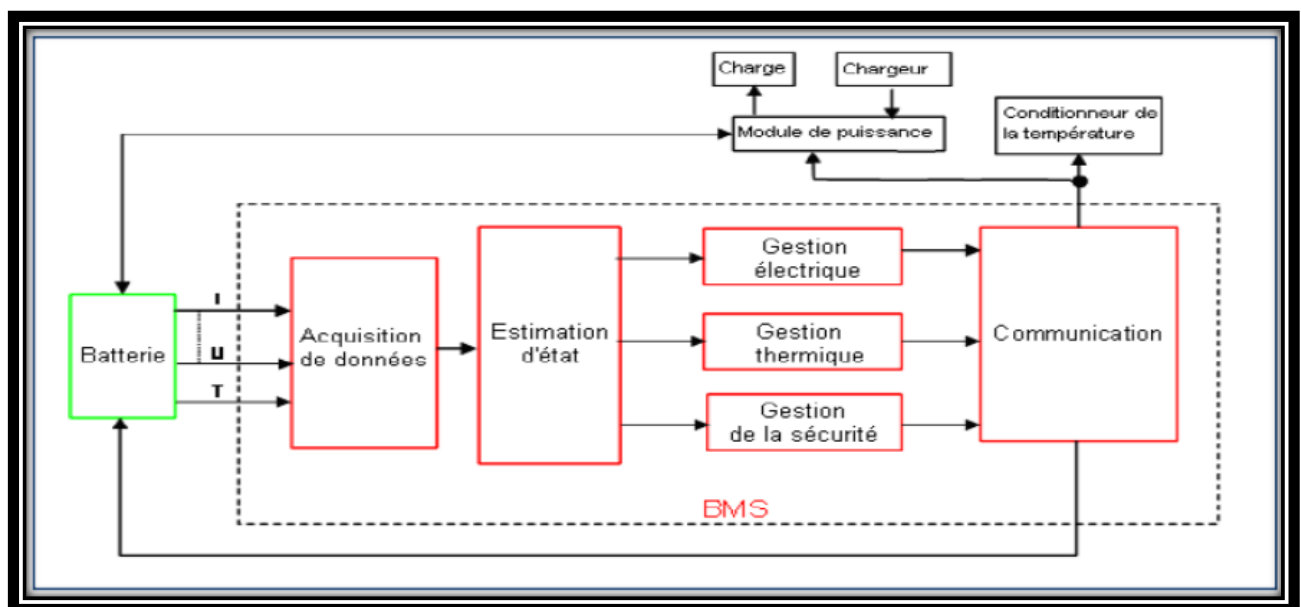


Figure 8 : Schéma synoptique de la BMS

II.1 les fonctionnalités du BMS

L'objectif de ces fonctionnalités est de protéger la batterie de tous les dommages éventuels, de prolonger la durée de vie de ces éléments, et de veiller à maintenir la batterie à un niveau de fonctionnement optimal.

II.1.1 Acquisition de données

Pour contrôler les processus de charge et de décharge les algorithmes de gestion ont besoin d'un certain nombre de données mesurées (courants, tensions, température,...)

- **mesure de température**

La cellule LiFePO₄ cylindrique utilisée dans les batteries des ordinateurs portable contient 2 thermocouple pour assurer la mesure de température le premier est collé sur la surface

latérale du cylindre (pour estimer la température interne) le second a été inséré au cœur de la batterie (mesure directe) **figure 8**. La mesure de température se fait au niveau de chaque cellule et utilisée pour garantir un fonctionnement équilibré. [8][14]

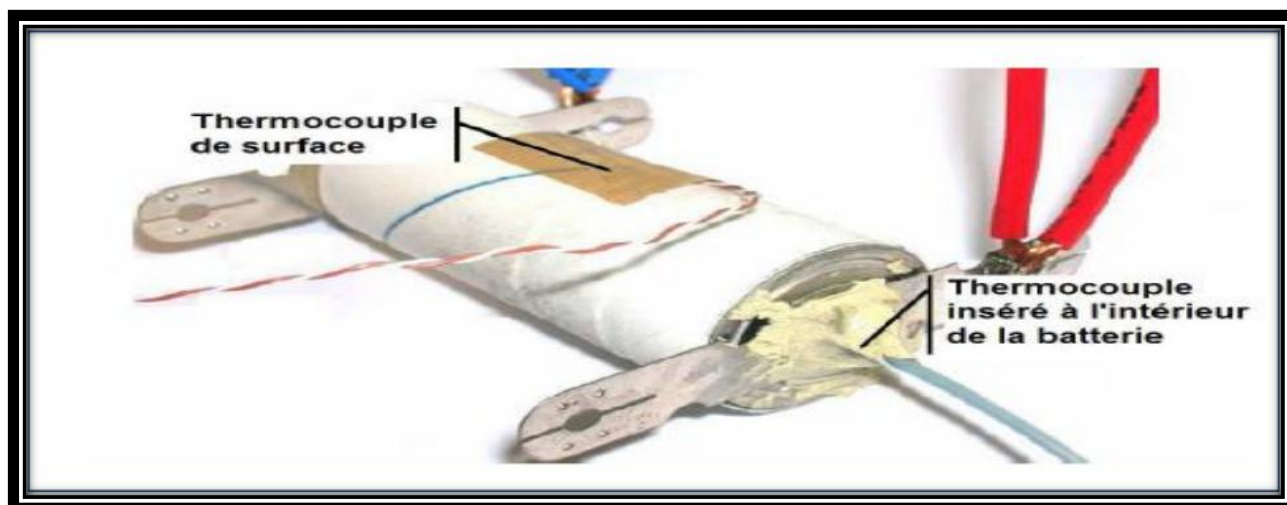


Figure 9 : emplacement des thermocouples sur une cellule de batterie

- **Mesure de courant**

Pour la mesure de courant on utilise un capteur de courant à effet hall

II.1.2 Gestion électrique

La gestion électrique contrôle le processus de charge et de décharge de la batterie. Les tâches suivantes doivent être remplies

- **Le contrôle du processus de charge** : Contrôle de la charge batterie pour assurer une phase de charge la plus courte possible. [7][14]
- **Le contrôle du processus de décharge**

Il n'existe pas un profil de charge et de décharge valable pour tous les types de batterie. La technologie de la batterie utilisée qui fixe le processus de contrôle de charge et décharge.

II.1.3 Gestion de la sécurité

La protection de la batterie des risques en évitant la surcharge ou la sur décharge excessive ou d'autres anomalies majeures (l'augmentation de la température pour les Li-Ion) qui peuvent se produire en cas de défaillance de la batterie ou des équipements dans l'environnement qui l'entoure. Cette protection peut être physique, par relai pour arrêt d'urgence ou par envoi d'alarme. Pour cela il est nécessaire d'implanter des systèmes de protection autour de chaque cellule. Ce système de protections doit être très rapide par rapport aux variations des paramètres de protection. [7][8][14] Les paramètres les plus contrôlés sont :

- Les courants excessifs,
- Les court-circuit,

- Les surtensions et les surcharges,
- Les sous tensions,
- Les surchauffes,
- L'augmentation de la pression à l'intérieur des cellules,
- Les longues périodes en état de charge faible

II.1.4 Gestion thermique

Le Contrôle thermique de la batterie a pour but de maintenir les batteries dans une plage d'opération sécurisée. Ce contrôle peut aller d'une simple mesure de la température afin de revoir la stratégie des équipements auxiliaire à mettre en service comme c'est le cas pour des batteries Li-Ion. Un système de ventilation peut être envisagé pour dégager les gaz hasardeux générés par la batterie.

II.1.5 Communication

La communication entre le BMS et d'autres dispositifs est une tâche importante. Selon l'application, différents systèmes d'interfaces peuvent être utilisés pour l'échange de données. Voici quelques exemples possibles :

- Signaux analogiques.
- signaux modulés (MLI).
- Le bus CAN (Controller Area Network) ou le bus I2C (Inter-Integrated Circuit).

II.1.6 détermination de l'état de la batterie

L'état de la batterie est utilisé par le BMS comme paramètre d'entrée et en plus, c'est un paramètre important pour l'utilisateur. Cet indicateur peut être utilisé pour estimer l'autonomie d'un véhicule électrique ou la durée de vie de la batterie elle-même.

L'état de la batterie peut être décrit par les deux paramètres SOC et SOH. Ces deux paramètres influencent les paramètres internes de la batterie (résistance interne, capacité de stockage, tension à vide,...). [7] [15]. De nombreuses méthodes pour estimer l'état de charge de batterie ont été proposées. L'une des premières méthodes, proposée dès 1963 [15] est basée sur une mesure de tension. Parmi l'ensemble des techniques proposées depuis cette époque, on distingue trois grandes familles de méthodes sont représenté dans le chapitre suivant.

II.2 Système d'équilibrage des cellules

La variation des caractéristiques électriques, capacité et résistance interne, due à la dispersion de production, au vieillissement et à la distribution thermique inhomogène peut provoquer des différences de l'état de charge entre cellules au sein d'un pack batterie. En conséquence, si l'état de charge n'est pas périodiquement équilibré, certaines cellules seront exposées à des surcharges ou des sur-décharges causant donc leur dégradation irréversible et probablement la défaillance totale du pack. Pour remédier à ce problème deux solutions sont proposées :

L'équilibrage passif, conventionnel, consiste à placer une résistance en parallèle de chaque cellule en surcharge par rapport aux autres, afin de la décharger individuellement. Cette méthode est convenable uniquement dans le cas de la charge pour éviter la surtension des cellules de plus faibles capacités. Elle peut être également utilisée pour un équilibrage périodique du pack.

L'équilibrage actif consiste à transférer de l'énergie entre deux cellules au lieu de la dissiper, d'où le nom d'équilibrage non dissipatif. On y distingue trois topologies : charge, décharge et charge/décharge. La topologie « charge » utilise généralement des transformateurs à simple ou à double enroulements. Les topologies « décharge » et « charge/décharge » utilisent quant à elles des convertisseurs DC/DC unidirectionnel et bidirectionnel, respectivement. [11][14][15]

Nous limiterons donc notre étude sur un seul aspect qui est, la détermination de l'état de charge. Cet aspect est primordial pour une bonne gestion de l'énergie. 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

Conclusion

Ce chapitre a été consacré à une étude bibliographique concernant les batteries lithium-ion. Dans un premier temps, nous avons présenté leur origine, leurs grandeurs caractéristiques, leur principe de fonctionnement et les différents types existant. Par la suite nous exposons les différentes fonctionnalités et les systèmes d'équilibrage des cellules pour systèmes de gestion de batterie **BMS**

*Chapitre II. Modélisation et détermination de l'état de charge
de la batterie*

INTRODUCTION

Dans ce chapitre nous présentons un état de l'art sur la modélisation et la détermination d'état de charge de la batterie. Dans la première partie nous allons traiter les différents modèles qui existent et qui représentent le comportement de la batterie, par la suite nous citons les différentes méthodes qui existent pour la détermination de l'état de charge

I. Modélisation des batteries : Etat de l'art

La modélisation des batteries lithium-ion n'est pas une tâche simple car celle-ci s'apparente à un système complexe basé sur des interactions entre différents domaines tels que la physique, l'électrochimie et la thermique

Généralement, c'est l'exigence de l'application visée qui fixe le degré de complexité du modèle. Le modèle peut favoriser la simplicité en tenant compte de plusieurs hypothèses simplificatrices, soit exiger plus de performance en intégrant la quasi-totalité des caractéristiques physico-chimique de la batterie. On distingue plusieurs types de modèles qui peuvent être classés selon leur conception :

I.1 Modèle chimique

C'est un modèle complexe qui prend en considération les phénomènes typiquement électrochimiques mis en jeu comme la diffusion, la polarisation et le transfert de masse. Généralement, le modèle chimique consiste en des modèles mathématiques représentés par des équations aux dérivées partielles difficiles à résoudre, car elles nécessitent des conditions initiales et aux limites. En plus ces modèles nécessitent plusieurs paramètres chimiques qui sont difficiles à déterminer. [11][12][15]

I.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. [11][16]

I.3 Modèle circuit électrique équivalent

Ce sont des modèles à base de circuit électriques équivalents. Ces modèles considèrent les phénomènes physico-chimiques tels que par exemple le transfert de charge, la capacité de double couche et la diffusion via des associations de composants électriques de type résistance et capacité.

I.4.1 Model idéal

Le modèle idéal est le plus utilisée, car simple à étudier, il est composé d'un générateur idéal qui a une résistance interne constante (R_{int}). La tension en circuit ouvert (V_0) et (V_b) qui est la tension au borne de la batterie.

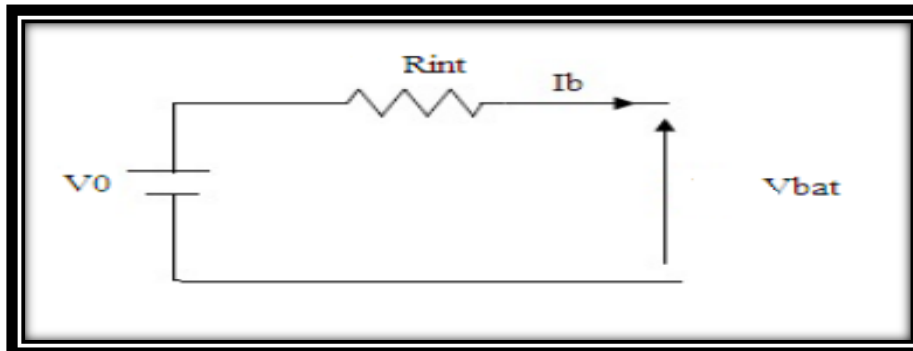


Figure 10 : Model idéal d'une batterie

Dans ce simple modèle, R_{int} et V_0 sont considérés constantes. Ce modèle ne tient pas compte ni de la variation de la résistance interne de l'accumulateur en fonction de l'état de charge ni de la température. Il peut être appliqué si on néglige la dépendance des paramètres de l'état de charge et de la température. [4]

I.4.2 Modèle de Thevenin

Ce modèle est également une amélioration du modèle simple grâce à l'insertion d'un dipôle RC. Il introduit une résistance appelée résistance de transfert R_1 , qui représente l'effet de déplacement des ions entre les deux électrodes de la batterie, ainsi qu'une capacité C_0 dite à double couche, qui représente le phénomène de contact entre l'électrode et l'électrolyte. [13][17]

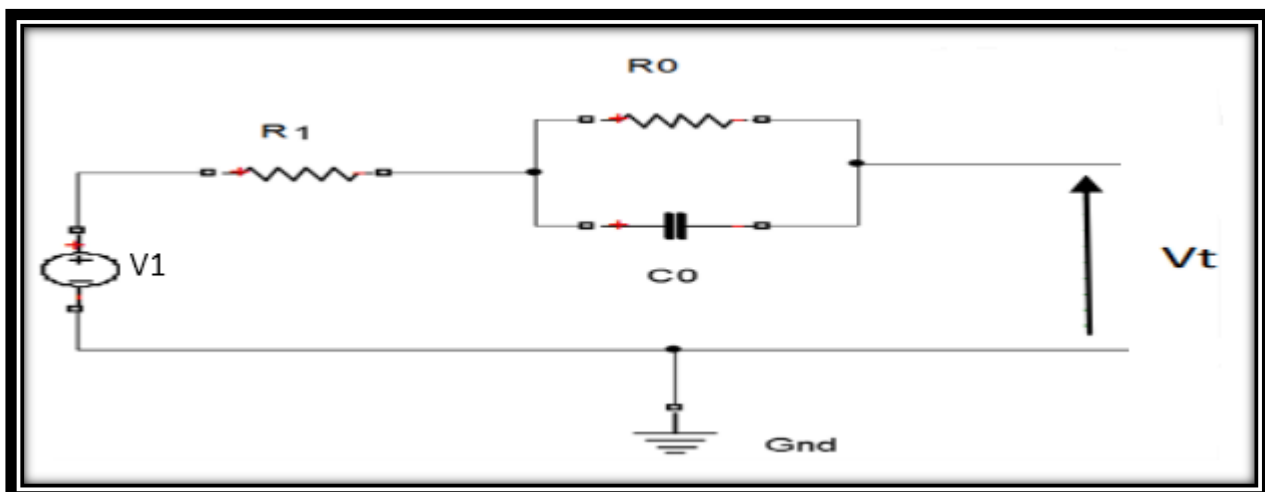


Figure 11 : circuit électrique du Modèle de Thevenin

- R1** : la résistance interne
- V1** : la tension à vide (OCV)
- C0** : la capacité de la double couche
- R0** : la résistance de transfert
- Vt** : tension de sortie de la batterie

Les équations suivantes sont utilisées pour modéliser ce modèle dans l'espace MATLAB/SIMULINK [12][17].

$$Vt = V1 \pm R1 * Ib - Up \quad (13)$$

$$Ib = Ir + Ic \quad (14)$$

$$Ib = \frac{Up}{R0} + C0 \frac{dUp}{dt} \quad (15)$$

$$\frac{dUp}{dt} = \frac{Ib}{C0} - \frac{Up}{R0 * C0} \quad (16)$$

Avec :

Up : la tension à la borne RC

Ib : le courant de la batterie

Ir : le courant qui circule dans la résistance R0

Ic : le courant qui circule dans la capacité C0

1.4.3 Modèle dynamique non linéaire

Le modèle dynamique améliore le modèle de Thevenin puisqu'il tient compte à la non linéarité des paramètres de la batterie, le processus charge et décharge sont séparés. En plus, tous les paramètres sont fonction de l'état de charge de la batterie. [12] [13] [17]

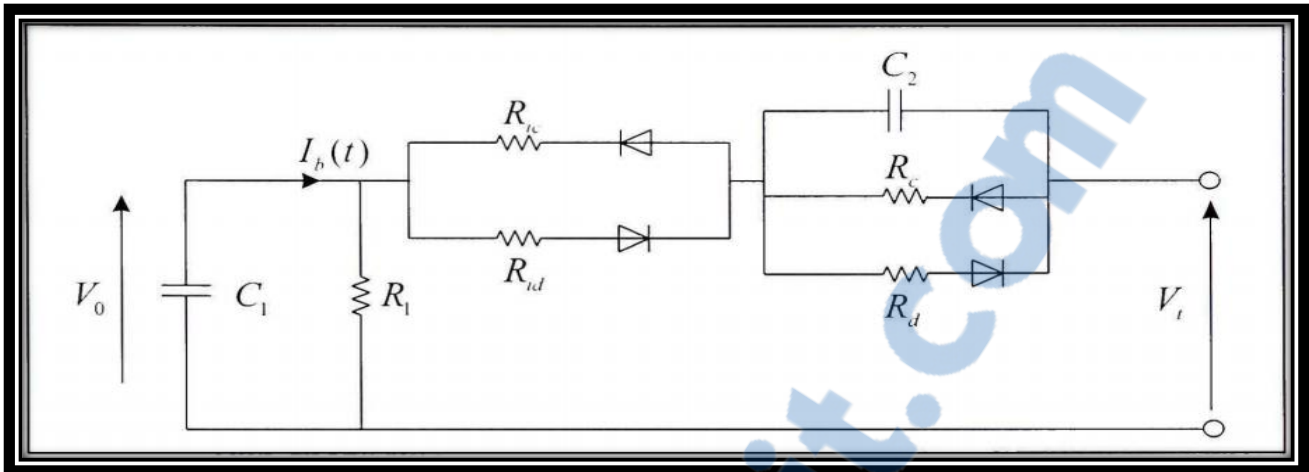


Figure 12 : Modèle dynamique de la batterie

C1 : capacité de la batterie

R1 : résistance d'autodécharge

Ric : résistance de l'électrolyte pendant la charge

Rid : résistance de l'électrolyte pendant la décharge

RcC2 : la surtension à la fin de charge

RdC2 : la chute brusque de la tension à la fin de la décharge

Puisque tous les paramètres de ce modèle sont en fonction de l'état de charge leur identification est difficile. [11]

I.4.4 Modèle de Cauer et Foster

Ce modèle est similaire au modèle de Thevenin, la différence réside dans l'ajout d'une impédance de Warburg comme indiqué sur la figure qui suit

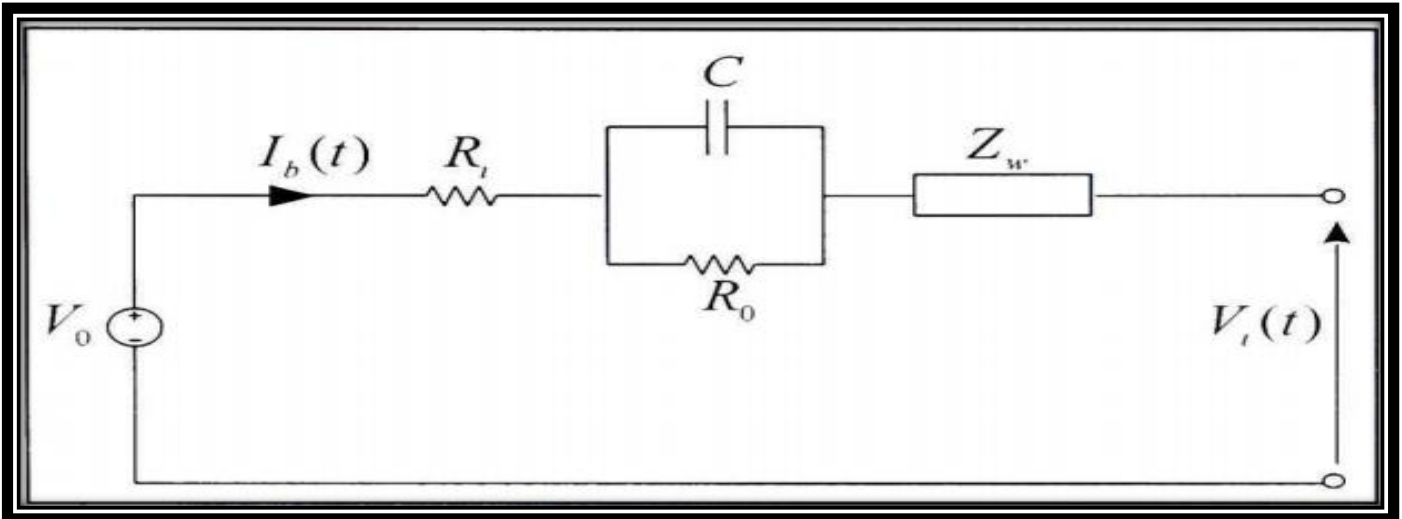


Figure 13 : modèle Caue et Foster

R1 : la résistance interne de la batterie

ROC : représente le phénomène de transfert de charge

Zw : représente diffusion pendant le fonctionnement de la batterie

V0 : la tension en circuit ouvert

L'impédance de Warburg a été modélisée par deux structures appelées : structure de Caue et structure de Foster. [12][18]

I.4.4.1 Structure de Caue

L'impédance de Warburg est représentée par quatre circuits RC comme le montre la figure

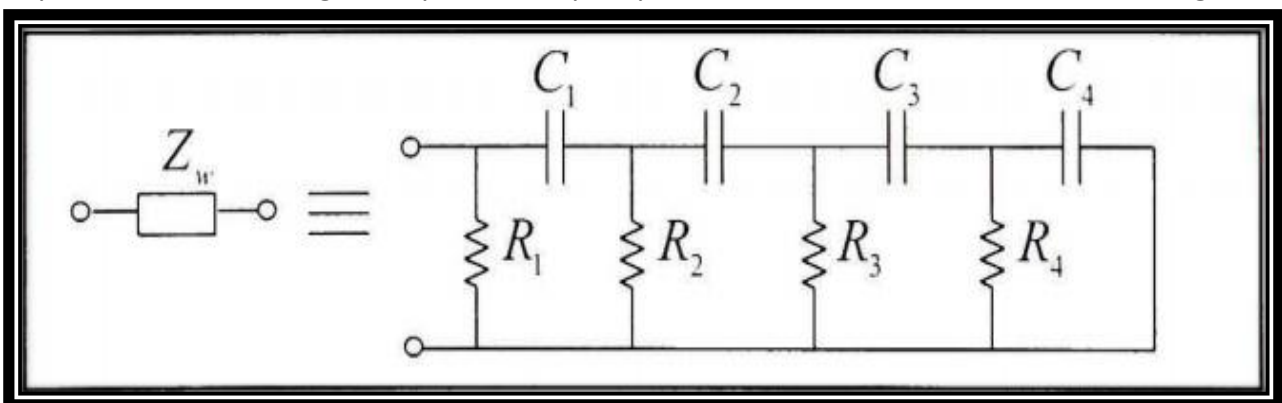


Figure 14 : structure de Caue

I.4.4.2 Structure de Foster

Dans ce cas l'impédance n'est qu'un ensemble de circuits RC parallèle en série

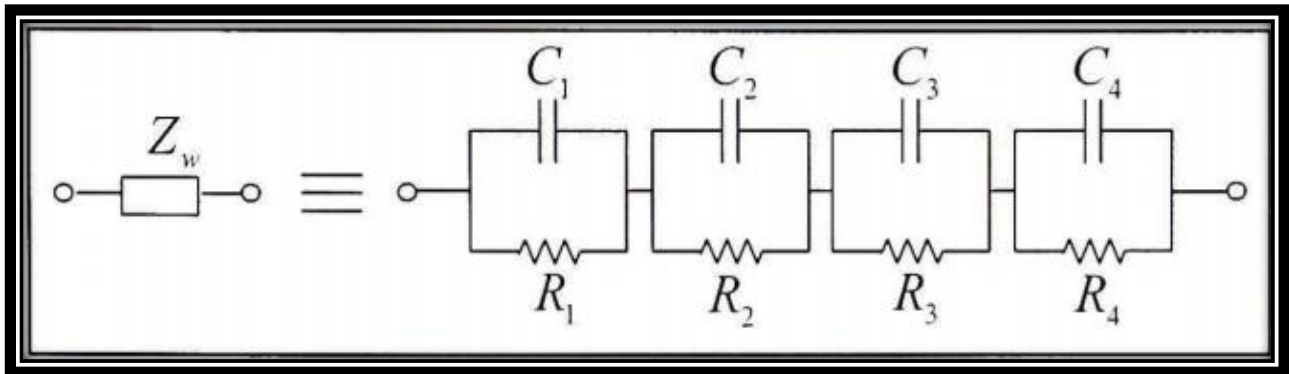


Figure 15 : la structure de Foster

Pour ce type de modèle avec les deux structures l'identification des paramètres se fait par une méthode électrochimique expérimentale qu'on appelle spectroscopie d'impédance. [18]

I.4.5 Modèle générique

Ce modèle est basé sur les travaux de SHEPHERD et Abdel-Allah DEKKICHE [12][18], qui ont développé une équation qui décrit le comportement électrochimique de la batterie en fonction de la tension aux bornes de la batterie, la tension en circuit ouvert, la résistance interne, le courant de décharge et l'état de charge

$$V_{bat} = E_0 - K \frac{Q}{Q-it} it + K \frac{Q}{Q-it} i + A \exp(-Bit) - Ri \quad (17) \quad \text{Décharge}$$

$$V_{bat} = E_0 - K \frac{Q}{Q-it} it + K \frac{Q}{it-0.1Q} i + A \exp(-Bit) - Ri \quad (18) \quad \text{Charge}$$

Avec :

V = est la tension de la batterie (V)

K = est la tension de polarisation

it = est la charge actuelle de la batterie (Ah)

Q = est la capacité de la batterie (Ah)

A = est l'amplitude de la zone exponentielle (V)

B = est l'inverse de la constante de temps de la zone exponentielle (Ah)⁻¹

Ce modèle de la batterie est facile à reprendre sur un logiciel de simulation dynamique. Dans notre cas nous avons utilisé Matlab.

Dans notre simulation on a utilisé les Paramètres du modèle tirés des travaux de Sergei Melentjev et Deniss Lebedev. [19]

paramètres	Q(Ah)	A(V)	B(A/h)	E0(V)	R(ohm)	K(ohm)
value	30	0.5	3	12	0.030	0.0010

Tableau 4 : les valeurs des paramètres du modèle

Pour simplifier le système on pose

$$V_{pol} = K \frac{Q}{Q-it} it \quad (19)$$

$$R_{pol} = K \frac{Q}{Q-it} \quad (20)$$

$$C = A \exp(-B * it) \quad (21)$$

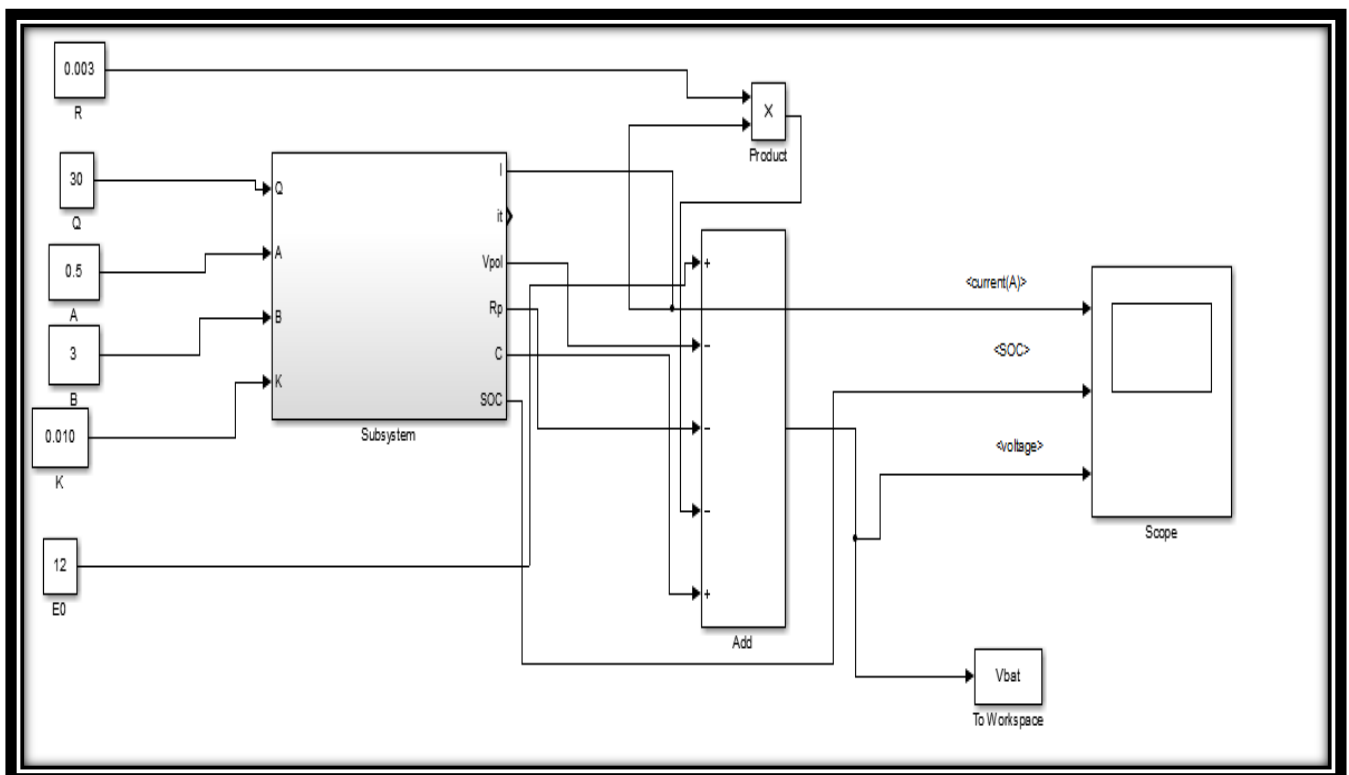


Figure 16 : simulation du modèle de Shepherd sous Simulink

La figure représente le modèle de séparation sous MATLAB/SIMULINK. En utilisant les équations 15 et 16

Résultats de simulation

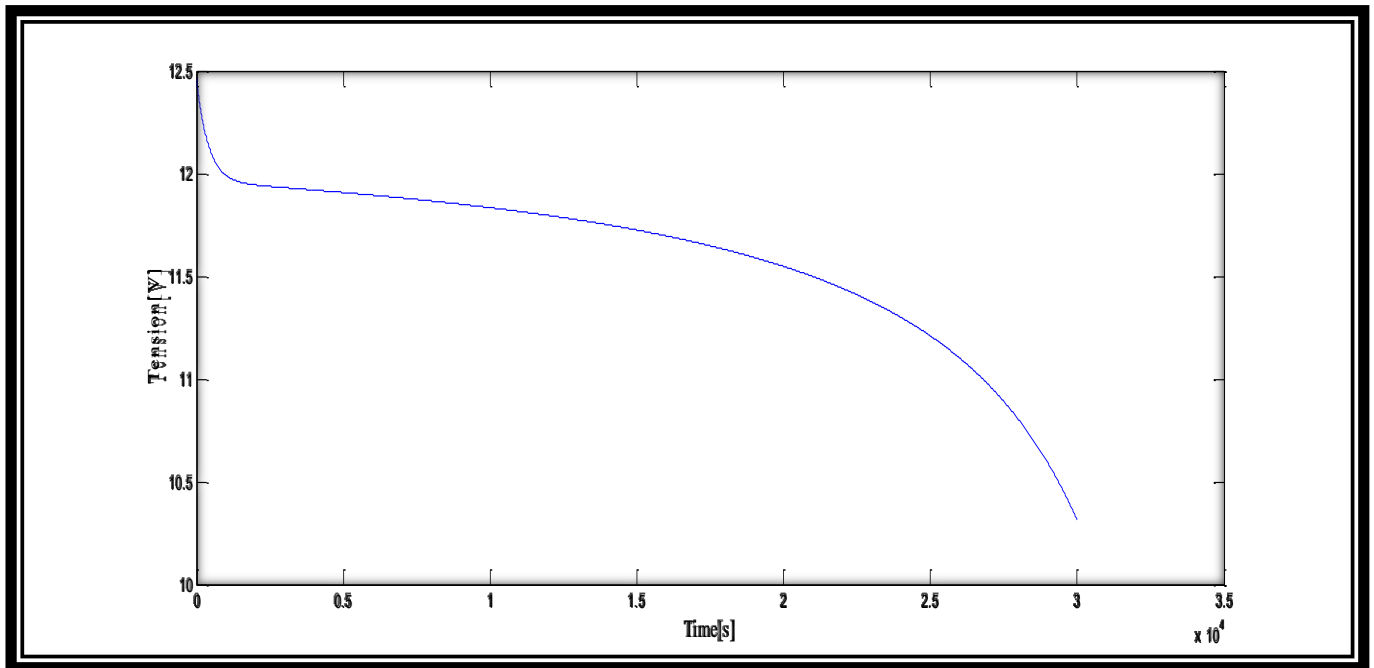


Figure 17 : courbe de décharge de batterie Li-ion

Au début de la décharge la tension chute instantanément à cause de la résistance interne de l'accumulateur qui est faible au début, suivie d'une zone nominale qui dure plus longtemps. Cette zone s'appelle aussi zone de polarisation ohmique dans laquelle l'influence de la résistance interne reste constante. Finalement, une chute de tension brusque de la tension nominale marque la fin de la réaction d'oxydoréduction, ce qui marque aussi l'augmentation de la résistance interne. On détermine alors le SOC par la méthode d'intégration de courant :

$$SOC = SOC(0) - \int \frac{I}{Q} dt \quad (22)$$

SOC(0) : l'état de charge initial

I : le courant positif en décharge et négative en charge

Q : la capacité de la batterie

Avec un courant égale à 3A pour la décharge, au début, le SOC est à 100% et commence à diminuer jusqu'à ce qu'il arrive à 0 lorsque la batterie est complètement déchargée comme il est représenté sur la figure

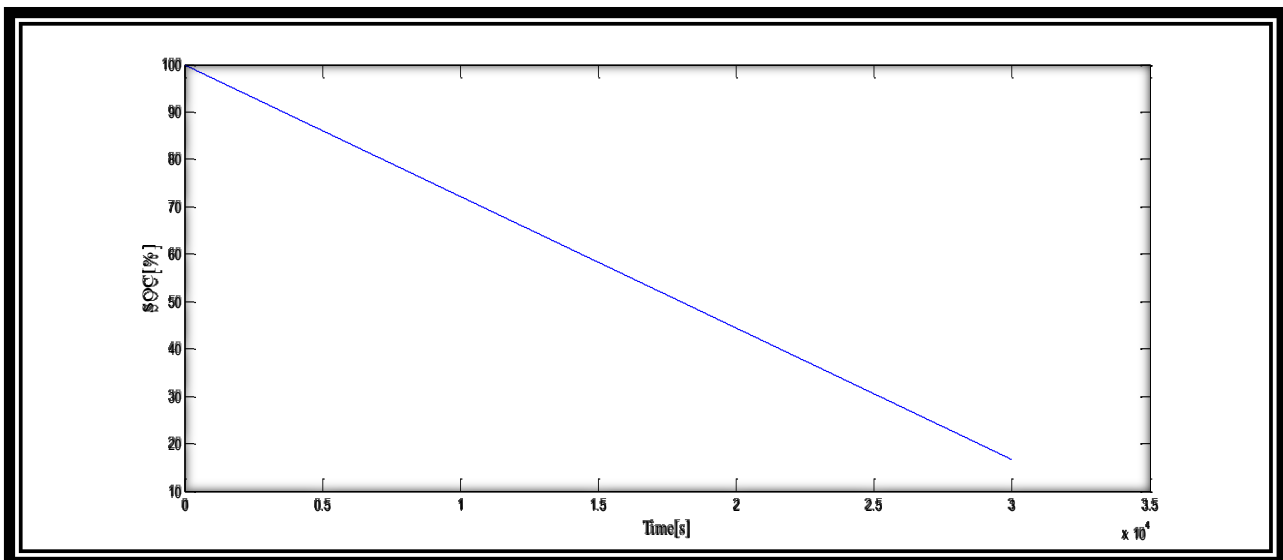


Figure 18 : variation de SOC durant la décharge

I.4.6 Modèle dynamique

Ce modèle est proposé par Chen Mora [20]. Lesquels incluent notamment la prédiction de la capacité, tension et résistance interne des blocs batterie en fonction de l'état de charge

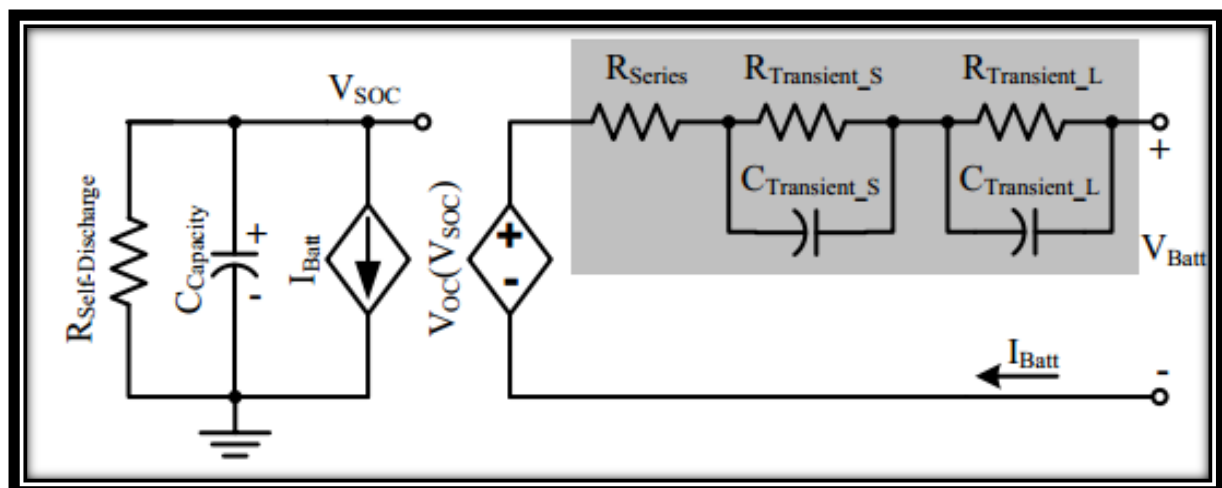


Figure 19 : modèle électrique proposé par Chen Mora

Ce modèle est divisé en deux parties : une partie à gauche qui permet de prédire l'autonomie de la batterie et une partie à droite similaire au modèle de Thevenin et permet de déterminée la caractéristique du courant et de la tension. Nous faits une simulation de ces dernières parties sous MATLAB pour déterminer la caractéristique du courant et de tension de la batterie

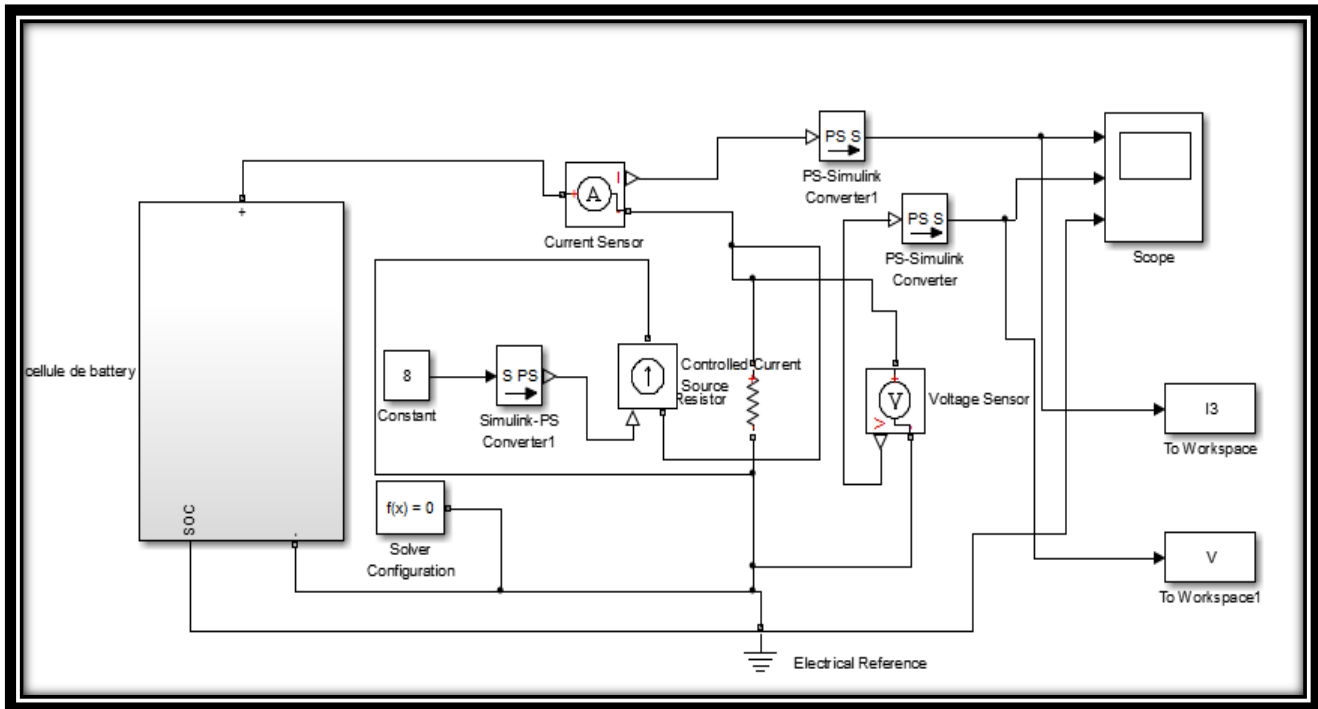


Figure 20 : simulation du modèle de chen et Mora

La cellule de la batterie est composée d'une résistance interne R_s responsable de la chute de la tension instantanée dans la batterie. Les composants de réseaux RC sont responsables des transitoires à court et à long terme dans la batterie. Les valeurs de R_s , R_{TS} , R_{TL} , C_{TS} , C_{TL} sont déterminées en fonction de SOC par les relations suivantes [21]

$$R_{TS}(SOC) = 0.3208 * \exp(-29.14 * SOC) + 0.04669 \quad (23)$$

$$C_{TS}(SOC) = 752 * \exp(-13.51 * SOC) + 703.6 \quad (24)$$

$$R_{TL}(SOC) = 6.603 * \exp(-155.2 * SOC) + 0.04984 \quad (25)$$

$$C_{TL}(SOC) = -6056 * \exp(-27.12 * SOC) + 4475 \quad (26)$$

Le langage de programmation SIMSCAPE facilite la modélisation et la simulation de ce modèle, parce qu'il nous permet de créer nos propres composants personnalisés.

SIMSCAPE est une extension de Simulink dédiée à la modélisation des systèmes mécaniques, électriques, hydrauliques et bien d'autres, sous forme de réseaux physiques. Les bibliothèques de blocs fondamentaux de chaque domaine permettent d'assembler et de construire des modèles plus complexes grâce à la modélisation sous forme de réseau physique [22],

```

1  component VCO < foundation.electrical.branch
2      % VCO
3      % by youness boujouard
4
5
6      outputs
7          |
8          SOC={1,'1'};
9      end
10
11     parameters
12         Em={1,'V'};
13     end
14     parameters
15         C = {30,'A*hr'}    % Capacity (scalar)
16         Qinit = {0,'A*hr'} % Initial charge def
17     end
18
19     variables
20         v0={0,'V'};
21         Qe = {0,'A*hr'}; % Charge deficit
22     end
23
24     function setup
25
26         % Check parameter values
27
28         if any(any(value(Em,'V')<=0))
29             pm_error('simscape:GreaterThanZero');
30         end
31     end
32
33     equations
34         if Qe<0 && i>0
35             Qe.der == 0;
36         else
37             Qe.der == -i;
38         end
39     end
40
41     % SOC Equation
42     SOC == 1 - Qe/C;
43
44     v0==(-1.031*exp(-35*SOC)+3.685+(0.2156
45     v==v0;
46     end

```

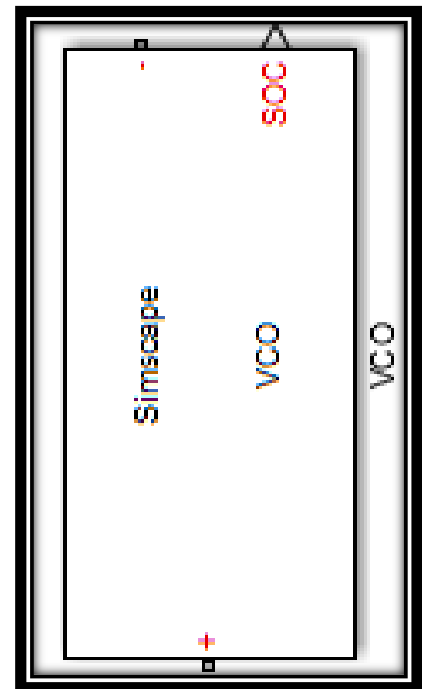


Figure 21 : exemple code pour la création d'une composant sous SIMSCAP

Nous avons créé une bibliothèque qui contient les différents composants à utiliser pour concevoir la cellule de lithium pour le modèle de Chen Mora

Résultats de simulation de modèle de Chen Mora

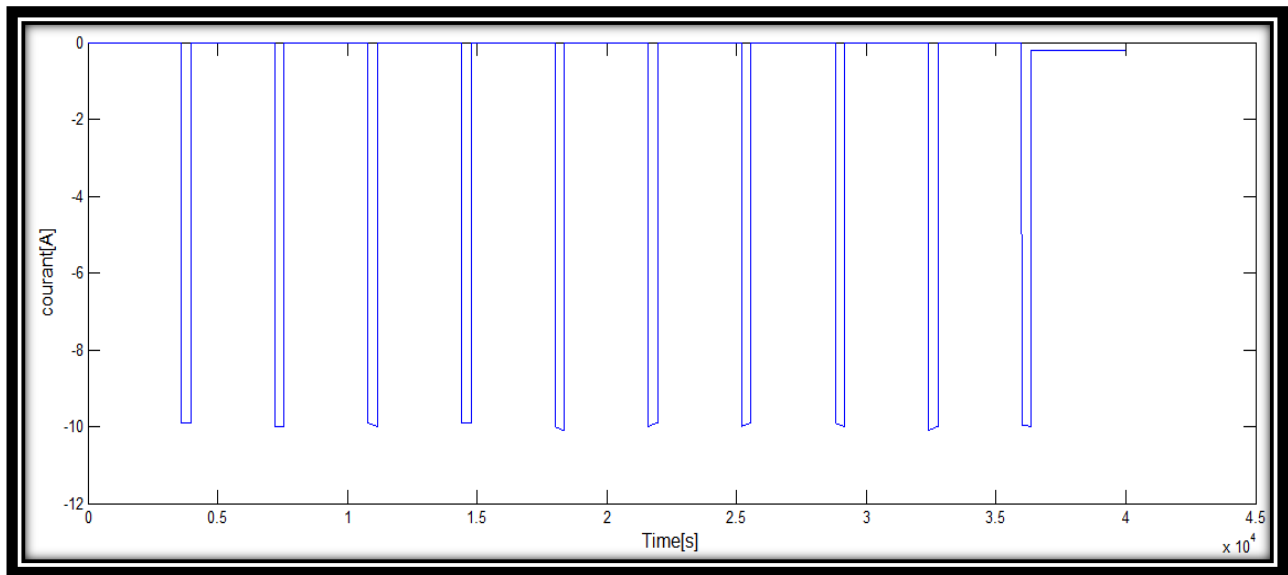


Figure 22 : courant de décharge

La figure 22 définit le courant de décharge de la batterie sous forme des impulsions

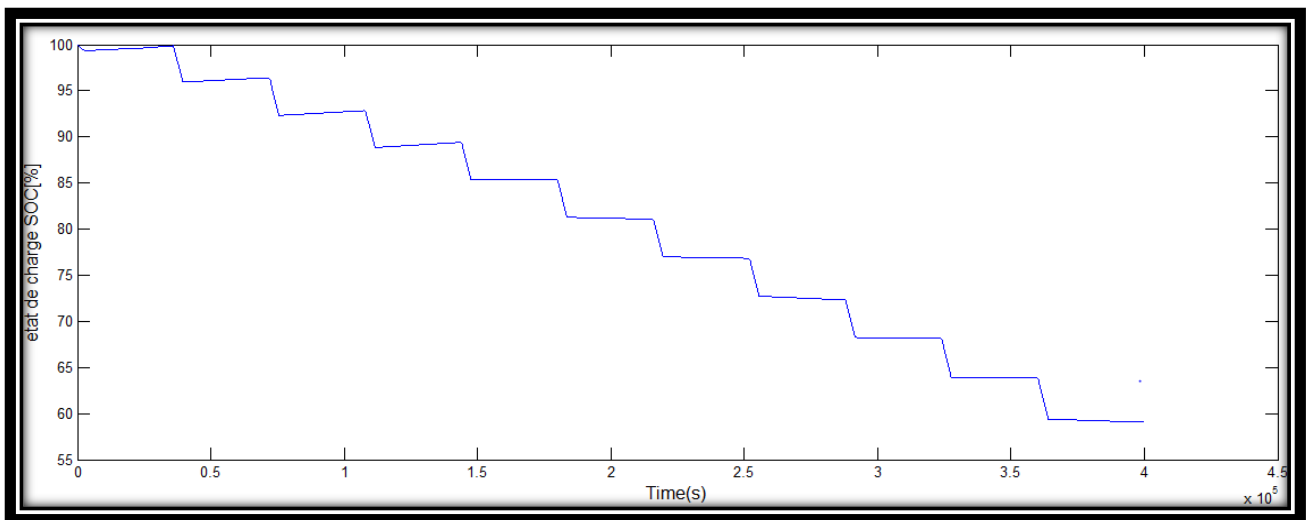


Figure 23 : SOC calculé par la méthode d'intégration de courant

La figure représente la variation de l'état de charge de la batterie par des impulsions, il se diminue pendant La phase d'application de chaque impulsion et puis reste constant jusqu'à la prochaine impulsion.

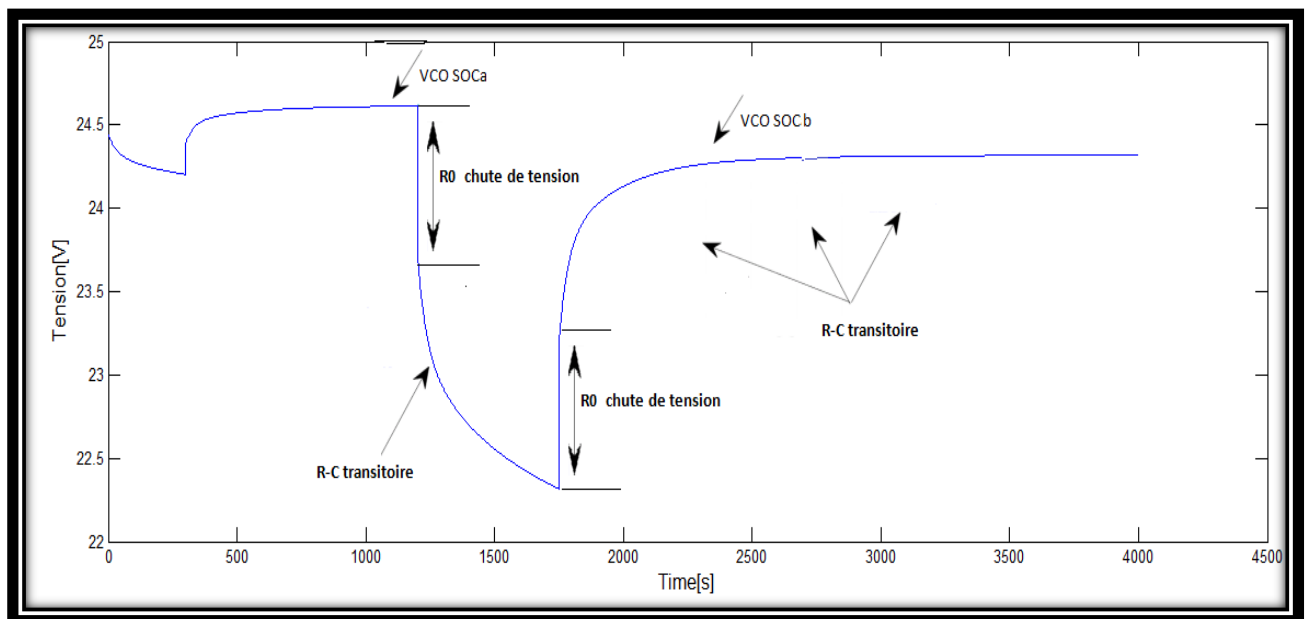


Figure 25 : Effet de chaque impulsion sur la tension de la batterie

La figure représente la repense de tension de la batterie pour chaque impulsion, une chute de tension au début correspondante à R_0 aura lieu, cette tension parait explicitement au début et à la fin de l'application du courant. Et un régime transitoire lorsque l'impulsion se stabilise correspondante a l'effet de RC.

I.5 Modèle boîte noire

Des modèles de type « boîte noire » qui traitent la batterie comme un processus accessible uniquement via ses entrées-sorties et ne tenant compte que des mesures externes prises sur la batterie comme le courant, la tension et la température en termes d'excitation et de réponse respective. Parmi ces modèles, on peut citer les modèles à base de réseaux de neurones artificiels et les modèles de type logique floue, [15][16] Dans ce qui suit on utilisera ce modèle pour notre étude

II. Détermination de l'état de charge de la batterie : Etat de l'art

Dans la majorité des applications faisant intervenir un système de stockage d'énergie, la connaissance de l'état de charge de la batterie est primordiale. C'est l'équivalent d'une jauge d'essence pour une voiture ordinaire. Dans le cas d'un véhicule électrique, cette information va aider le conducteur à savoir la distance restante à parcourir avant que sa batterie ne se décharge. L'état de charge SOC est un paramètre important puisque il renvoie les performances de la batterie. Le problème qui est souvent rapporté dans la littérature, c'est que l'état de charge ne peut pas être mesuré directement à l'aide de capteurs. Donc, pour palier à ce problème quelques méthodes ont été développées pour l'estimer.

II.1 méthodes empiriques

II.1.1 Détermination du SOC par mesure de tension en circuit ouvert

Cette méthode nécessite donc d'avoir au préalable édité une table de correspondance prenant en compte les effets de la température et du vieillissement. De plus, cette méthode a pour principal inconvénient de recourir à une mesure lorsque la cellule n'est pas sollicitée (au repos) depuis un certain temps (après relaxation d'une durée fixée). La détermination du SOC "en ligne" n'est ainsi pas permise lors des phases d'utilisation de la batterie, où la tension de la cellule au repos (OCV) n'est pas accessible car indissociable des chutes de tensions dues à l'impédance interne. Pour pallier à ce problème, un modèle électrique simple est utilisé pour estimer la tension OCV correspondante à une tension mesurée lorsque la batterie est en fonctionnement (courant non nul). Pour la technologie Li-ion, la difficulté de détermination du SOC à partir de tels tracés est accentuée par le fait que certaines chimies possèdent une courbe OCV en fonction du SOC très "plate" pour des niveaux de charges médians. [8][23]

II.1.2 Détermination du SOC par intégration de courant

$$SOC = SOC(0) - \int \frac{I}{Q} dt \quad (27)$$

$SOC(0)$ = l'état de charge initial

Q = capacité nominale de batterie en (Ah)

$I(t)$ = courant instantané positif en décharge et négative en charge en (A)

η = le rendement faradique de la batterie ($\eta = 1$ en décharge et $\eta \leq 1$ en cas de charge)

L'inconvénient majeur de cette méthode c'est la détermination de l'état de charge initial en raison de l'autodécharge pendant les périodes de repos. [23]

II.2.méthodes adaptative

II.2.1 Détermination du SOC par Les méthodes d'observation

La méthode d'intégration de courant ne permettant que le suivi du SOC une fois l'état de charge initial connu, globalement la seule méthode de détermination du SOC (mis à part une mesure de concentration des espèces chimiques à l'intérieur de la cellule) est la mesure de la tension en circuit ouvert (OCV). Cette tension n'étant accessible qu'au repos, les observateurs peuvent permettre de remonter à cette valeur à partir de la réponse en tension de la cellule aux sollicitations en courant. Le comportement de la cellule est alors analysé et rapproché des modèles connus plus ou moins complexes selon le contexte.

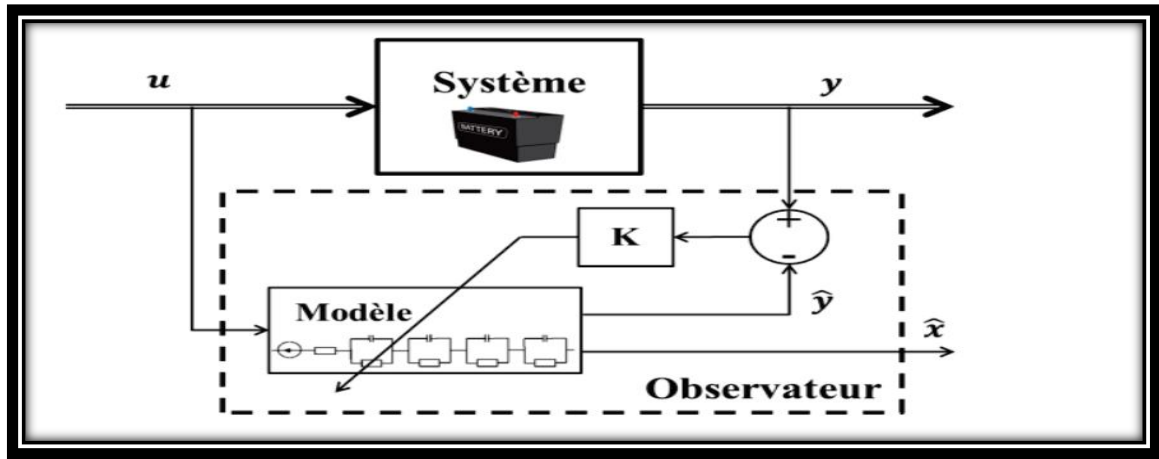


Figure 26 : Schéma de principe d'un observateur d'états d'une cellule

De nombreux types d'observateurs existent, avec également de nombreuses variantes. [23] Parmi les observateurs utilisés on peut citer les observateurs de *Luenberger* [17] [24] et les *filtres de Kalman* [25].

II.2.1.1 observateur de Luenberger

L'observateur de Luenberger permet de résoudre le problème de l'estimation d'état de charge de la batterie, cette solution est optimale mais utilisée juste 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 :

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{dx(t)}{dt} = Ax(t) + Bu(t) \end{array} \right. \quad (28)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} y(t) = Cx(t) \end{array} \right. \quad (29)$$

L'observateur proposé est le suivant pour le système :

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{d\hat{x}(t)}{dt} = A\hat{x}(t) + Bu(t) + K(y(t) - \hat{y}(t)) \end{array} \right. \quad (30)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} y(t) = C\hat{x}(t) \end{array} \right. \quad (31)$$

La dynamique de l'erreur d'estimation est :

$$e(t) = x(t) - \hat{x}(t) \quad (32)$$

$$e'(t) = (A - KC).e(t) \quad (33)$$

On choisit le gain K de l'observateur de telle sorte que la valeur propre de la matrice **(A-KC)** soit dans le demi-plan complexe gauche, pour la convergence de l'estimation. **[17][26]**

II.2.1.2 filtre de kalman

Le filtre de kalman étendu (FKE) utilise un modèle discret du système sous forme d'équation d'état comme suit :

$$\left\{ \begin{array}{l} x(k+1) = x(k) + T.f(x(k), u(k)) + w(k) \quad (34) \\ y(k) = h(x(k)) + v(k) \quad (35) \end{array} \right.$$

w(k) le bruit des systèmes, v(k) le bruit de mesure en sortie. w(k) et v(k) sont supposés être des bruits blancs gaussiens non corrélés et de moyenne nulle. Ils sont caractérisés par les matrices de covariance Q(k) et R(k) respectivement. **[17][25]**

x(k) : le vecteur d'état

U(k) : le vecteur d'entrée

Y(k) : le vecteur de sortie

L'algorithme de FKE est composé de deux phases :

- **La phase de prédiction**
- **La phase de correction**

L'avantage de cette technique réside dans le fait que les équations d'état sont linéarisées autour de chaque point de fonctionnement. Par contre, sa précision dépend fortement des valeurs prédéterminées des paramètres du modèle qui varient beaucoup en fonction des caractéristiques électrochimiques. Dans ce cas, une répétition de la mesure des valeurs des paramètres peut réduire l'erreur d'estimation mais celle-ci reste une solution très coûteuse en termes de puissance de calcul et se révèle parfois inefficace

Quelle que soit la méthode mise en œuvre, le défi reste donc souvent le même ; comment à partir de mesures directes de tension-courant peut-on déterminer l'état de charge d'une batterie ?

II.3 méthodes d'intelligence artificielle

Ces méthodes sont basées sur l'apprentissage du comportement. Elles ne reflètent pas directement les phénomènes physiques en jeu dans les cellules, mais permettent de rapprocher un comportement mesuré, directement d'un état. A partir de ces méthodes on peut déterminer l'état de charge à partir des mesures de tension et de courant. On peut notamment citer les méthodes à base de réseaux de neurones et de logique floue.

II.3.1. détermination de SOC par logique floue

Cette méthode demande une phase d'apprentissage destinée à lier les observations faites à un état donné, sans réelles connaissances de la nature physique des cellules. La logique floue utilise un assemblage d'états simplifiés de la cellule auxquels sont associés des états de charge. Cette méthode évalue la grandeur selon un certain niveau de précision (par exemple élevée, moyenne ou faible), et c'est la relation avec d'autres grandeurs électriques, thermiques ou temporelles qui va informer le niveau de l'état. Par exemple, on peut imaginer qu'une tension mesurée, qui se trouve élevée, et associée à un courant faible (impliquant de faibles chutes de tensions internes) est un indicateur d'un état de charge élevé. [11][27]

II.3.2. Détermination de SOC par réseau de neurone

Les réseaux de neurones artificiels (RNA) occupent une place de plus en plus importante dans le domaine de l'automatique grâce à sa capacité de résoudre des problèmes non linéaires. Cette méthode demande aussi une étape d'apprentissage pour fixer l'architecture des réseaux utilisés. Enfin l'étape d'apprentissage, à partir de mesures de tension et de courant on obtient facilement la valeur de l'état de charge.

Dans la suite de ce travail, on peut exposer en détail les différentes étapes utilisées pour la conception d'un modèle de la batterie à base d'un réseau de neurone

Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté un état d'art sur les différents modèles qui représentent l'accumulateur et les méthodes classiques qui permettent de déterminer l'état de charge de la batterie

Tout d'abord on a présenté trois principales approches de la modélisation de la batterie dans la littérature : les modèles électrochimiques, les modèles de boîte noire et les modèles de type circuit électrique équivalent. Ensuite, une présentation est faite sur les procédures de caractérisation des modèles de type circuit électrique équivalent et simulation des modèles de Shepherd et de Chen Mora pour connaître la réponse de ces modèles, et finalement nous avons défini les différentes méthodes d'estimation de l'état de charge.

*Chapitre 3 : Estimation de l'état de charge par
les réseaux de neurones*

Introduction

Les réseaux de neurones connaissent depuis quelques années un succès dans divers domaines de la science (physique, chimie, biologie, finance, etc.), notamment pour la modélisation de processus et la synthèse de lois de commandes. Dans notre cas nous nous intéressons à l'application des réseaux de neurones pour estimation d'état de charge de la batterie Au début nous citerons un bref historique sur les réseaux de neurones, puis nous rappellerons les définitions et les notations de base relatives aux réseaux de neurones, nous poursuivrons par les différentes architectures, et les méthodologies d'apprentissage. Enfin nous terminerons ce chapitre par notre application (conception de RNA et implémentation sur une carte électronique)

I. Présentation des réseaux de neurones

L'objectif principal de la recherche sur réseaux de neurones était d'étendre nos connaissances sur le mécanisme cérébral via l'élaboration de systèmes artificiels capables de reproduire des calculs complexes, similaires à ceux qu'effectue le cerveau humain, donc l'étude approfondie des concepts de base de ces réseaux est toujours nécessaire pour qu'on puisse aboutir à des solutions pour des applications différentes

I.1 Historique sur les réseaux de neurones

En **1943** les recherches menées dans le domaine du connexionnisme ont démarré avec la présentation par **W. MCCulloch** et **W. Pitts** d'un modèle simplifié de neurone biologique communément appelé neurone formel. Ils montrèrent également théoriquement que des réseaux de neurones formels simples peuvent réaliser des fonctions logiques, arithmétiques et symboliques complexes. [28]

En **1949** **D. Hebb** présente dans son ouvrage **The Organization of Behavior** une règle d'apprentissage. De nombreux modèles de réseaux aujourd'hui s'inspirent encore de la règle de **Hebb**. [29]

En **1958** le psychologue **Frank Rosenblatt** a développé le modèle du perceptron le premier algorithme d'apprentissage permettant d'ajuster les paramètres d'un neurone. Il est à présent communément admis que le perceptron, comme classifieur linéaire, est le réseau de neurones le plus simple. [30]

En 1969, **Minsky et Papert** publient le livre *Perceptrons* dans lequel ils utilisent une solide argumentation mathématique pour démontrer les limitations des réseaux de neurones à une seule couche. Ce livre aura une influence telle que la plupart des chercheurs quitteront le champ de recherche sur les réseaux de neurones par ce que la recherche sur les réseaux de neurones perdit une grande partie de ses financements publics, et le secteur industriel. [28][30]

En 1982, **Hopfield** a fini par démontrer l'intérêt des réseaux entièrement connectés [Parallèlement, **Werbos** a conçu un mécanisme d'apprentissage pour les réseaux multicouches de type perceptron : la rétro propagation (Back-Propagation). Cet algorithme qui permet de propager l'erreur vers les couches cachées sera popularisé en 1986 dans un livre **Parallel Distributed Processing** [29]

En 1986, **Rumelhart, Hinton et Williams** publient l'algorithme de la rétro propagation de l'erreur, qui permet d'optimiser les paramètres d'un réseau de neurones à plusieurs couches. A partir de ce moment, la recherche sur les réseaux de neurones connaît un essor fulgurant et les applications commerciales de ce succès académique suivent au cours des années 90. [30]

I.2 réseaux de neurone

Les réseaux de neurones ont été développés pour résoudre des problèmes de contrôle, de reconnaissance de formes ou de mots, de mémorisation comme une alternative à l'intelligence artificielle, et en relation plus ou moins étroite avec la modélisation de processus cognitifs (capable de connaître ou faire connaître) réels et des réseaux de neurones biologiques. [30] [31]

I.2.1 neurone biologique

C'est la cellule de base du cerveau humain, sa fonction principale se situe dans le traitement de l'information. La figure suivant représente les éléments de base d'un neurone biologique. Ce dernier est composé d'un corps cellulaire dit soma, de dendrites, et d'axones. Les dendrites représentent les pôles récepteurs par les quelles les cellules reçoivent les signaux provenant d'autres neurones, alors que les axones servent à générer l'information dans le corps cellulaire. La conception d'un neurone artificiel dit formel est schématiquement inspirée du fonctionnement du vrai neurone. [31] [32]

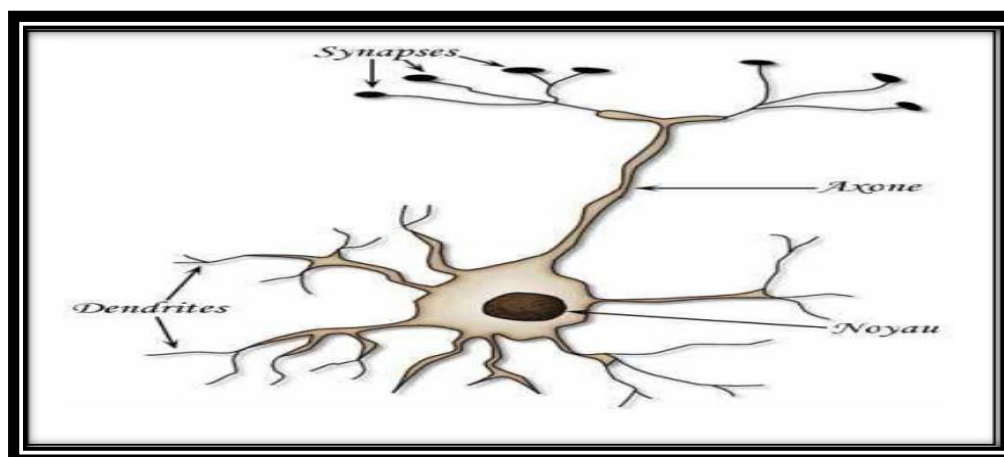


Figure 27 : le neurone biologique

I.2.2 neurone artificiel

Le neurone artificiel (ou cellule) est un processeur élémentaire, Il reçoit les entrées et produit un résultat à la sortie, la figure suivant montre un schéma comportant la structure générale d'un neurone artificiel. [31]

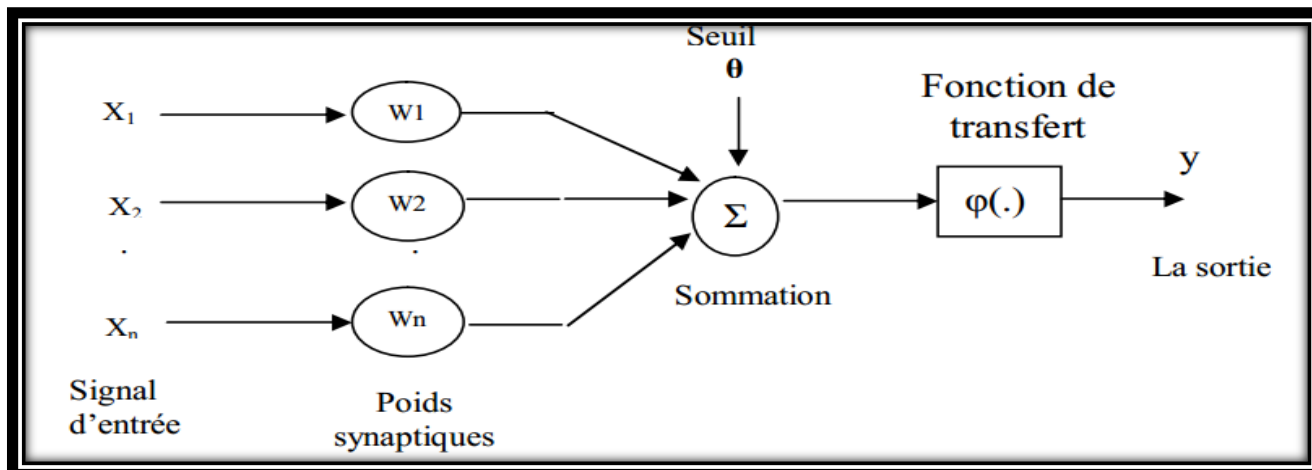


Figure 28 : neurone artificiel

$$u = \sum W_i * X_i + \theta \quad (34)$$

$$y = \phi(u) \quad (35)$$

X_1, X_2, \dots, X_n : sont les entrées externes. Y est la sortie. W_1, W_2, \dots, W_n : sont les poids associés à chaque connexion. X est le vecteur d'entrée, W' est le vecteur poids, θ est appelé le biais.

La fonction ϕ est appelée fonction d'activation, Il existe de nombreuses formes possibles pour la fonction d'activation. Les plus courantes sont présentées sur le tableau III.1, avec leurs équations mathématiques. On remarquera qu'à la différence des neurones biologiques dont l'état est binaire, la plupart des fonctions d'activation sont continue et offrant une infinité de valeurs comprises dans l'intervalle $[0, +1]$ ou $[-1, +1]$. [30][33]

Les réseaux de neurones artificiels sont des combinaisons de fonctions élémentaires appelées neurones formels, ou simplement neurones associés en couches et fonctionnant en parallèle. Chaque processeur élémentaire calcule une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit. Toute structure hiérarchique de réseaux est évidemment un réseau. [31][32]

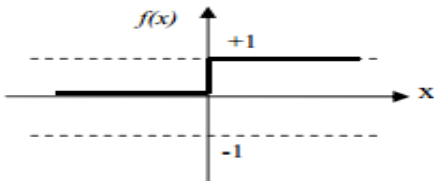
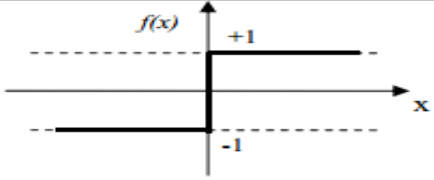
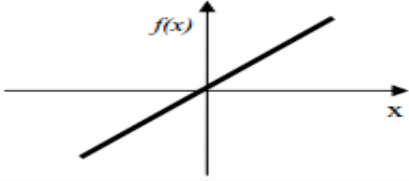
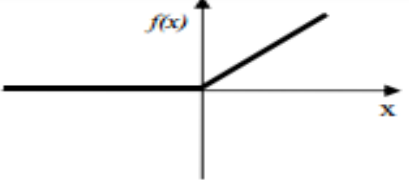
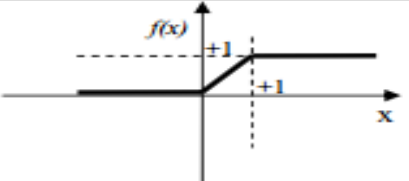
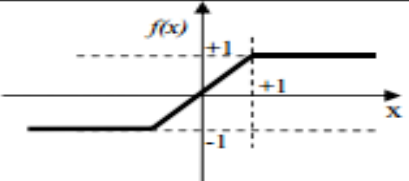
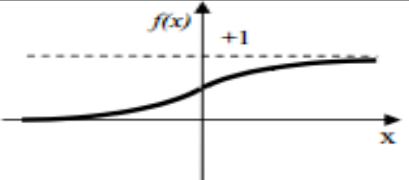
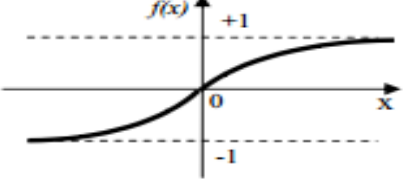
Catégorie	Type	Equation	Allure
Seuil	Binaire (fonction de Heaviside)	$f(x) \begin{cases} 0 \text{ si } x < 0 \\ 1 \text{ si } x \geq 0 \end{cases}$	
	Signe	$f(x) \begin{cases} 1 \text{ si } x > 0 \\ -1 \text{ si } x \leq 0 \end{cases}$	
Linéaire	Identité	$F(x) = x$	
Linéaire	Linéaire positif	$f(x) \begin{cases} 1 \text{ si } x < 0 \\ x \text{ si } x \geq 0 \end{cases}$	
	Saturé positif	$f(x) \begin{cases} 0 \text{ si } x < 0 \\ 1 \text{ si } x \geq 1 \\ x \text{ si non} \end{cases}$	
	Saturé symétrique	$f(x) \begin{cases} -1 \text{ si } x \leq -1 \\ 1 \text{ si } x \geq 1 \\ x \text{ si non} \end{cases}$	
Non linéaire	Logistique (sigmoïde)	$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$	
	Tan-sigmoïde (tanh)	$f(x) = \frac{2}{1 + e^{-x}} - 1$	

Tableau 5 : les fonctions d'activation

I.3. Architecture des réseaux de neurones

Selon le type de connexion entre les neurones, Les réseaux de neurones peuvent être classés en deux grandes catégories :

- Les réseaux de neurones statiques (**feed forward**)
- Les réseaux de neurones récurrents (**feed back**)

I.3.1 les réseaux de neurones statiques

Ils peuvent être organisés en plusieurs couches. Une couche d'entrée, une ou plusieurs couches cachées, et une couche de sortie. L'information circule des entrées vers les sorties sans retour en arrière. Ce type de réseaux est utilisé pour effectuer des tâches d'approximation de fonction non linéaire

Le perceptron multicouche PMC c'est le réseau de neurone statique le plus utilisé. Les neurones sont arrangés par couche. Les neurones de la première couche reçoivent le vecteur d'entrée, ils calculent leurs sorties qui sont transmises aux neurones de la seconde couche qui calculent eux même leurs sorties et ainsi de suite de couche en couche jusqu'à celle de sortie. Chaque neurone dans la couche cachée est connectée à tous les neurones de la couche précédente et de la couche suivante, et il n'y a pas de connexions entre les cellules d'une même couche. [31][34]

La figure suivante représente une structure d'un réseau de neurones statique avec deux couches cachées.

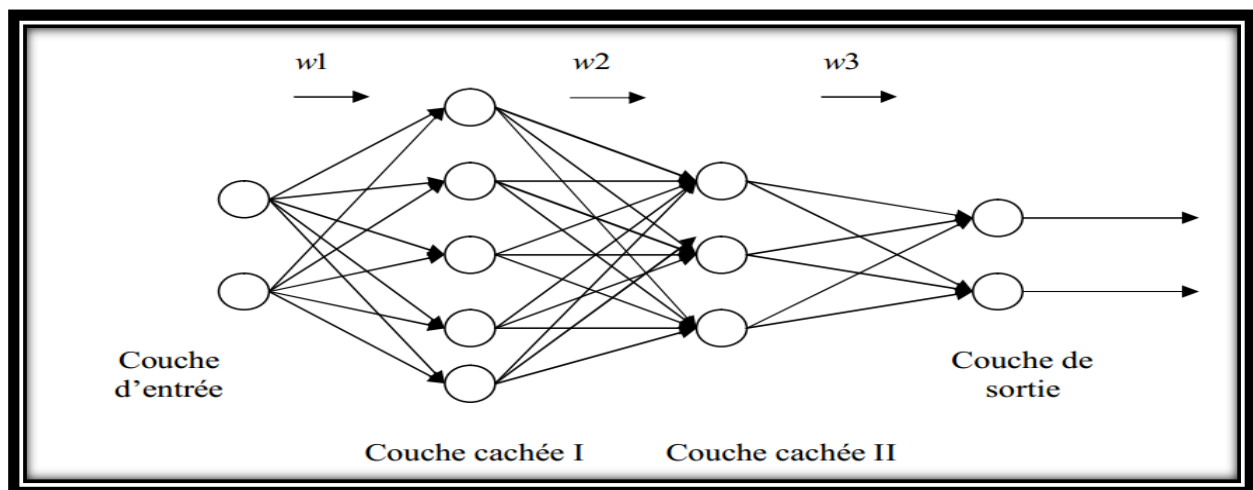


Figure 29 : structure de perceptron multicouche PMC

I.3.2 les réseaux de neurones récurrents

Dans ce type de réseau de neurone, la sortie d'un neurone peut être connectée avec l'entrée du même neurone ou avec celles des autres neurones. L'importance de ces réseaux est qu'ils permettent d'apprendre la dynamique de systèmes, c'est-à-dire qu'ils peuvent imiter le comportement temporel en insérant des délais dans les boucles, reliant l'entrée à la sortie du réseau ou dans des couches internes.

Ces réseaux sont utilisés pour effectuer des tâches de modélisation des systèmes dynamiques, de commande de processus ou de filtrage. [31][33][34]

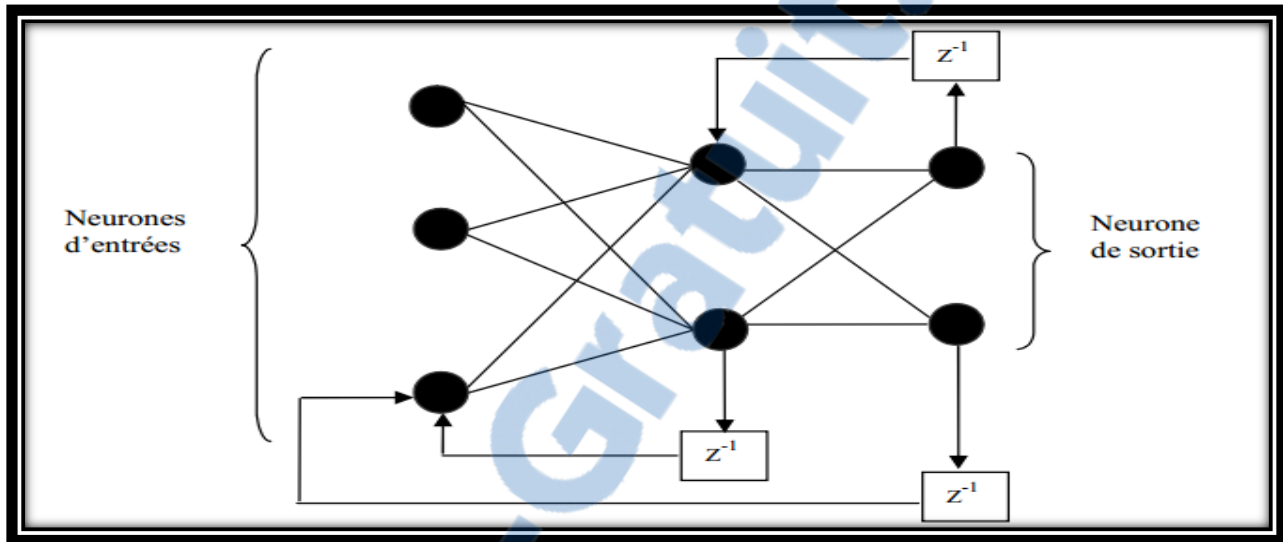


Figure 30 : Réseau récurrent

I.4. Apprentissage des réseaux de neurones

L'apprentissage est la propriété la plus intéressante des réseaux neuronaux. C'est une phase du développement d'un réseau de neurones durant laquelle le comportement du réseau est modifié jusqu'à l'obtention du comportement désiré. Il existe plusieurs méthodes et algorithmes pour adapter ces paramètres

A la fin de cette opération on converge vers un fonctionnement de réseau, le plus possible adapté au problème qu'on désire résoudre, tout en fournissant des exemples d'apprentissage. Ces derniers doivent être suffisamment représentatifs, autrement dit : il faudra qu'ils couvrent aussi complètement que possible le domaine de fonctionnement désiré pour le réseau. Un échantillon d'apprentissage pour un réseau est constitué de N exemples, chacun est composé d'un vecteur d'entrées et d'un vecteur de sorties désirées correspondantes à l'entrée.

Généralement il existe deux grandes classes d'apprentissage : l'apprentissage supervisé et l'apprentissage non supervisé

I.4.1 L'apprentissage non-supervisé

Pour les réseaux à apprentissage non supervisé, aucune information sur la réponse désirée n'est fournie au réseau [31]. On présente une entrée au réseau et on le laisse évoluer librement jusqu'à ce qu'il se stabilise. Ce comportement est connu sous le nom "auto organisation."

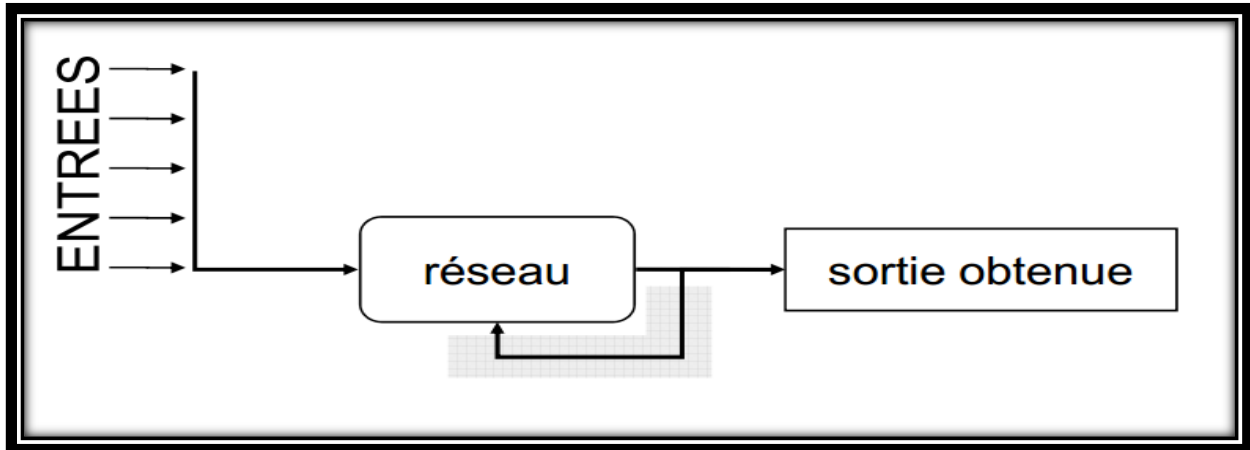


Figure 31 : Apprentissage non-supervisé d'un réseau de neurones (ANN)

I.4.2 L'apprentissage supervisé

Ce type d'apprentissage nécessite que la réponse désirée du système à entraîner soit connue a priori, et il est effectué de la façon suivante : on donne au réseau les valeurs d'entrées et on calcule sa sortie actuelle correspondante, ensuite les poids sont ajustés de façon à réduire l'écart entre la réponse désirée et celle du réseau (la sortie obtenue par le réseau de neurone). Cette procédure est répétée itérativement jusqu'à ce qu'un critère de performance soit satisfait. [34] [35]

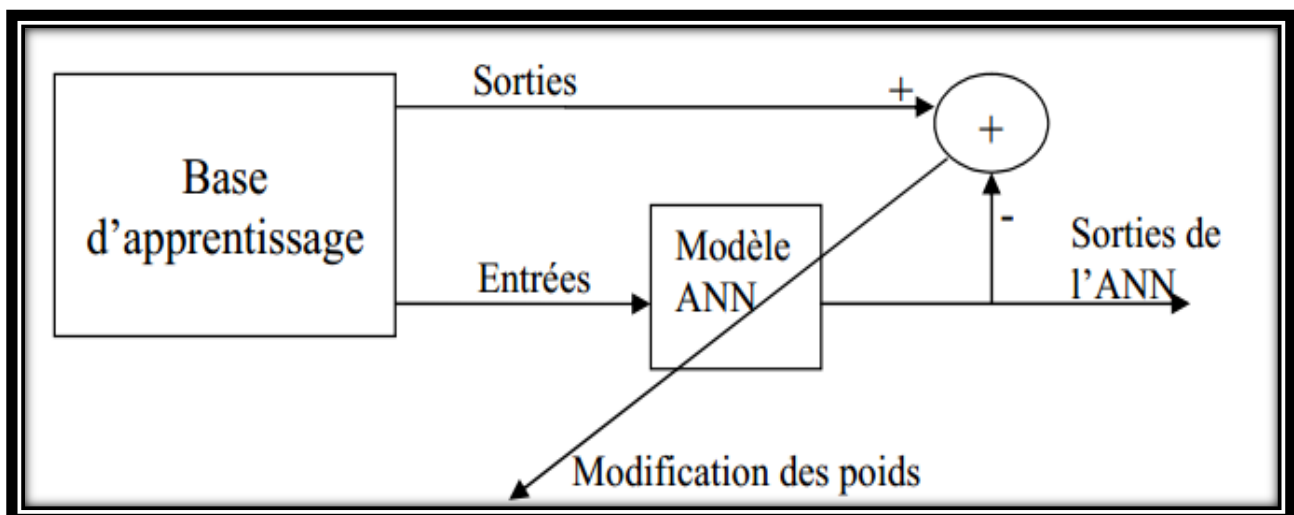


Figure 32 : Apprentissage supervisé d'un réseau de neurones (ANN)

Nous nous limitons à l'apprentissage supervisé et plus particulièrement à la modélisation statique. L'algorithme d'apprentissage utilisé dans notre travail est celui de la rétro propagation des erreurs.

I.4.3 rétro propagation d'erreur

L'apprentissage du MLP (Multi layer perceptron) est attaché à l'algorithme de la rétro propagation des erreurs. Cet algorithme, utilisée par les réseaux multicouches, consiste simplement en une descente de gradient, qui est une méthode d'optimisation universelle. On cherche à minimiser une fonction de coût (qui représente l'erreur entre la sortie désirée et la sortie obtenue). L'algorithme de la rétro propagation consiste alors à mesurer l'erreur entre les sorties désirée, et les sorties observées et à rétro propager cette erreur à travers les couches du réseau en allant des sorties vers les entrées.

II. Modélisation de la batterie à base de réseau de neurone

Les RNA sont utilisés, en instrumentation, pour modéliser des systèmes complexes du fait de leur aspect fortement multi variable et de leur forte non linéarité. Les RNA sont très efficace pour des problèmes à caractère dynamique, qu'on ne peut pas traiter dans le domaine statistique avec des modèles analytiques. De plus les RNA offrent l'avantage de la simplicité d'implantation et un temps de calcul relativement faible par rapport aux modèles numériques. Pour concevoir le modèle RNA de la batterie, nous avons utilisé l'interface MATLAB au cours de la phase de conception et d'optimisation. Les résultats obtenus (l'architecture optimale et les poids du réseau) sont utilisés pour l'implémentation. La modélisation par les réseaux de neurones de notre batterie, doit passer par l'enchaînement des étapes suivantes :

- **Choix d'une base de données,**
- **Séparation des bases d'apprentissage et de test,**
- **Entraînement d'un réseau de neurones sur la base d'apprentissage avec l'algorithme de rétro propagation (BP),**
- **Validation du modèle**

I.1 Base d'apprentissage et base de validation (test)

L'apprentissage d'un réseau de neurones nécessite une base de données assez représentative sur l'espace de fonctionnement. Sur la gamme de fonctionnement de la batterie étudiée nous avons construit une base de 100 exemples, chaque exemple est représenté par un vecteur IN (V, I, SOC) avec:

Rapport-gratuit.com 

- V** : tension mesurée à la borne de la batterie
- I** : courant mesurée à la borne de la batterie
- SOC** : l'état de charge correspondant au couple d'entrée (V,I)

Vue l'impossibilité de faire des tests expérimentaux pour la charge et décharge d'une batterie de 12V et 60 Ah et aussi pour le manque des instruments nécessaires, nous avons utilisé la batterie de SIMPOWER qui donne quasiment la même variation de notre batterie si on fixe la température a 25 C. Selon le montage de la figure suivante nous avons conçu une base de données qui représente la base d'apprentissage.

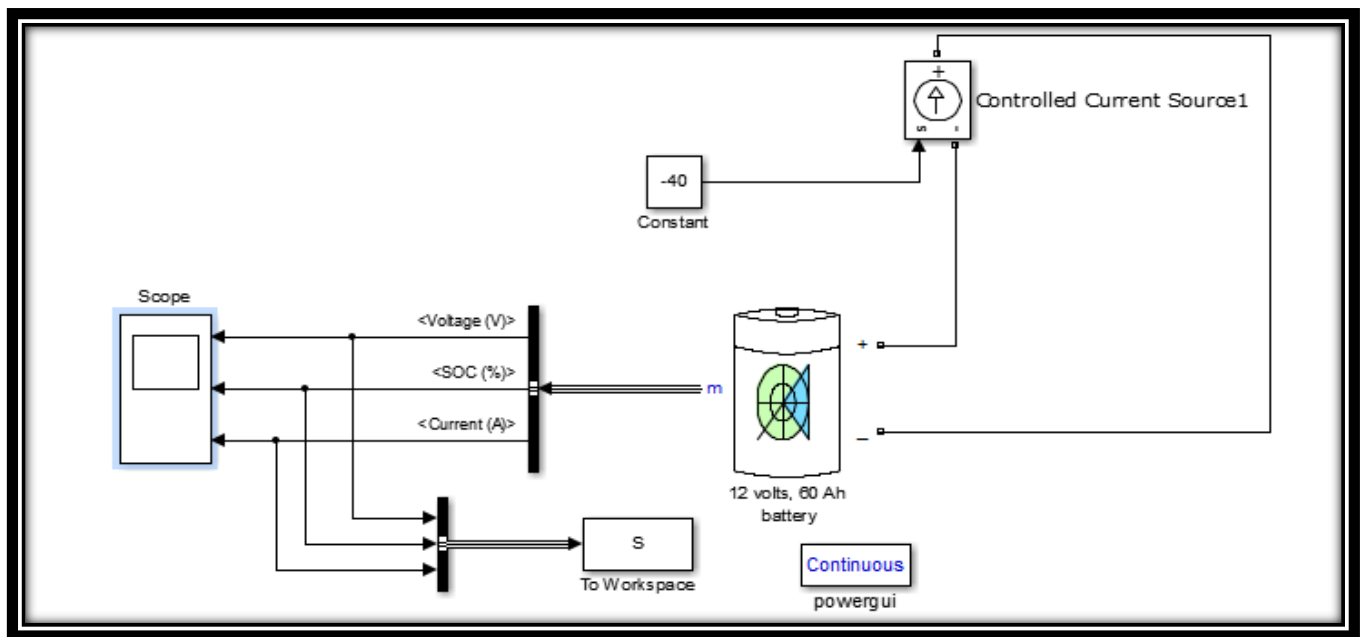


Figure 33 : charge et décharge de batterie sous Simulink

Après avoir construit la base de données on procède à la phase de séparation entre la base d'apprentissage et la base de test (validation). On doit noter ici qu'il n'y a pas de règles précises concernant cette séparation, malgré cela, d'une manière générale la base de test représente entre 10 et 25% de la base de données, suivant le problème étudié. Les deux bases de données ainsi obtenues par cette séparation doivent impérativement couvrir l'espace de fonctionnement. Dans notre cas la base d'apprentissage est composée de 80 éléments, quand à la base de test elle est composée de 20 éléments. Il est important de ne pas utiliser aucun élément de la base de test pendant toute la durée de l'apprentissage. Cette base est réservée uniquement à la mesure finale de la performance. Autrement dit, elle sert à vérifier si le réseau de neurones a une bonne performance sur les exemples qu'il n'a pas appris, Avec les réseaux de neurones, il existe toujours le risque de sur-apprentissage, c'est-à-dire les réseaux contiennent plusieurs paramètres pour représenter une fonction qui n'est pas complexe.

La base de validation permet de mettre en évidence le problème s'il se présente. Le sur apprentissage se traduit par une augmentation de l'erreur pendant la phase de validation. **[30]**

I.2 L'apprentissage du réseau de neurones

Après la création de la base de données, il faudra choisir l'architecture des réseaux de neurones avant de passer à l'étape de l'apprentissage, pour notre système on a une seule sortie et 2 entrée et par plusieurs essais nous avons trouvée que 8 c'est le nombre optimal des neurones dans la couche cachée, La fonction d'activation de la sortie est l'identité, pour la couche cachée, nous avons choisi une fonction d'activation de type tangente hyperbolique.

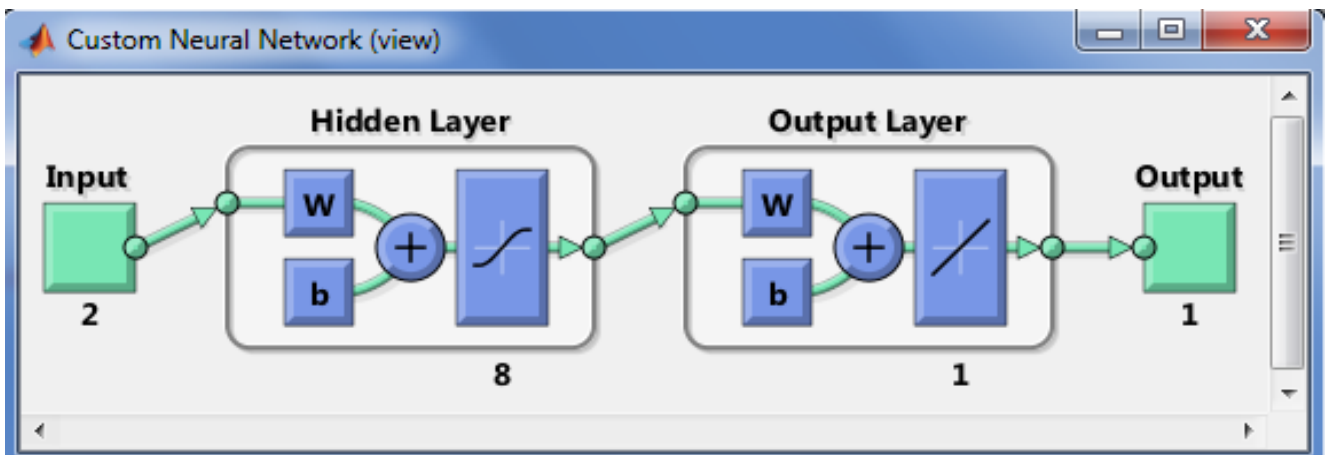


Figure 34 : architecteur choisi pour notre RNA

Nous avons choisi d'utiliser un réseau de neurones statique (**FEED FORWARD**) pour sa capacité de résoudre les problèmes non linéaires

Afin de fixer l'architecture du RNA on lance l'apprentissage de notre système pour qu'il détermine les poids et les biais optimal par minimisation d'erreur entre la sortie du réseau de neurones et la sortie désirée à partir de l'algorithme de retro-propagation d'erreur

I.2.1 Algorithme de la rétro propagation des erreurs

Phase 1 : initialisation de tous les poids à de petite valeurs aléatoire dans l'intervalle [-0.5, 0.5] ;

Phase 2 : pour chaque donnée d'entraînement n :

a. calculer des sorties observées en propageant les entrées vers l'avant ;

b. ajuster les poids en rétro-propageant l'erreur observée :

$$w_{ji}(n) = w_{ji}(n-1) + \Delta w_{ji}(n) = w_{ji}(n-1) + \eta \delta_j(n) \cdot y_i(n) \quad (36)$$

Où le gradient local est défini par :

$$\left\{ \begin{array}{l} \delta j(n) = e_j(n) y_j(n) \cdot [1 - y_j(n)] \quad \text{Pour la couche de sortie (37)} \\ \delta j(n) = y_j(n) \cdot [1 - y_j(n)] \cdot [\delta k(n) \cdot w_{kj}(n)] \quad \text{Pour une couche cachée (38)} \end{array} \right.$$

avec $0 \leq \eta \leq 1$ est le taux d'apprentissage

- le choix de η est empirique,
- si η est trop petit, le nombre d'itérations peut être très élevé,
- si η est trop grand, les valeurs de la suite risquent d'osciller autour du minimum sans converger.

Phase 3 : répéter les étapes 1 et 2 jusqu'à un nombre maximum d'itérations ou jusqu'à ce que la valeur de l'erreur quadratique moyenne (EQM) soit inférieure à un certain seuil

L'interface de MATLAB contient bibliothèque des RNA ce qui facilite étape de l'apprentissage, on peut choisir juste le taux et l'algorithme d'apprentissage et le nombre d'itération et des autres paramètres. [36]

2.2 Etape d'apprentissage

Pour vérifier notre modèle on compare sa réponse avec celle de batterie de SIMPOWER

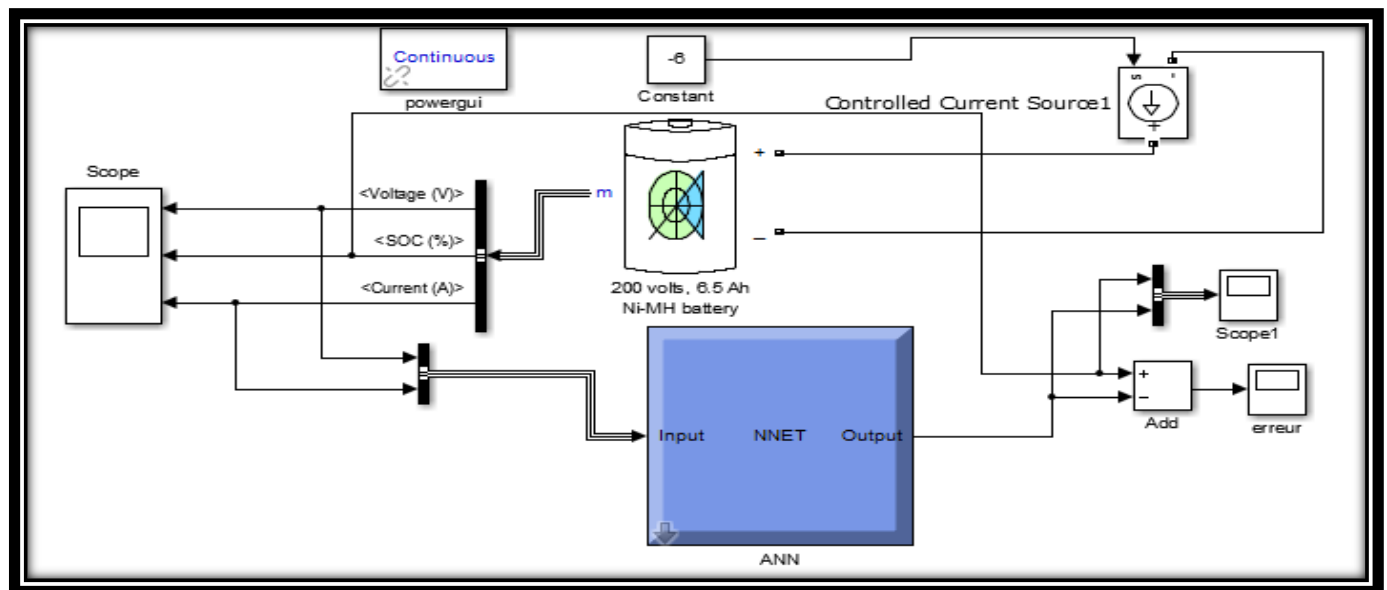
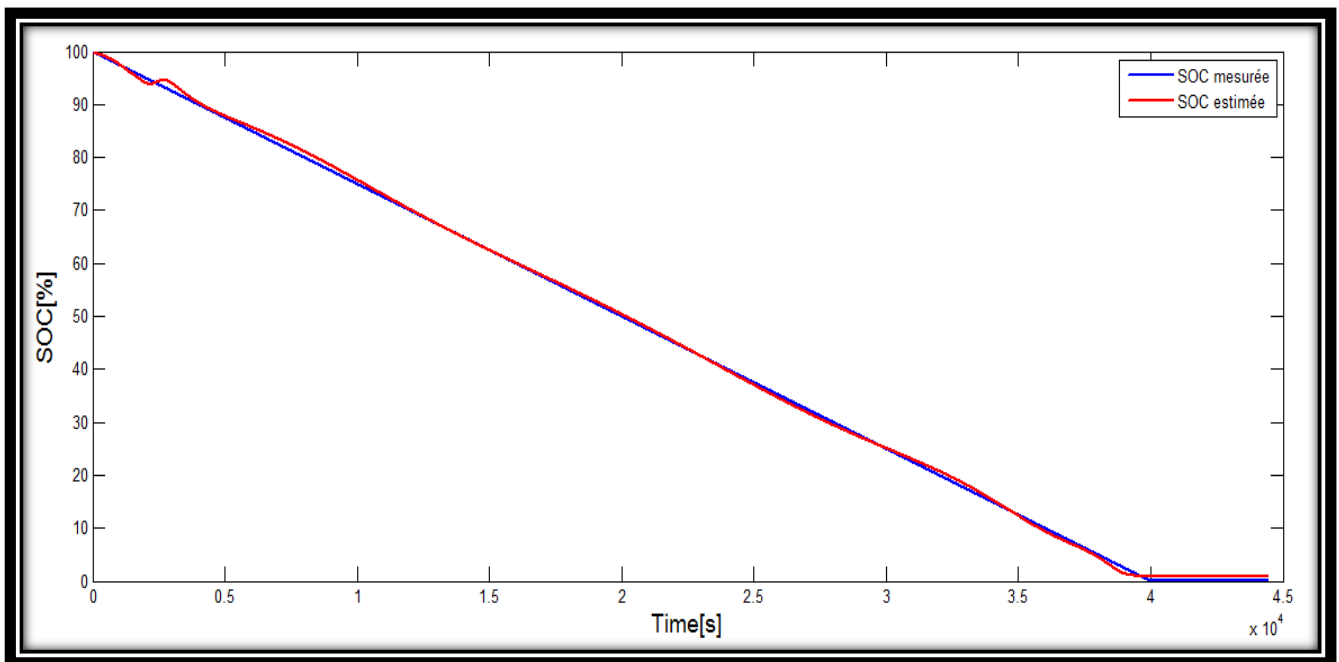


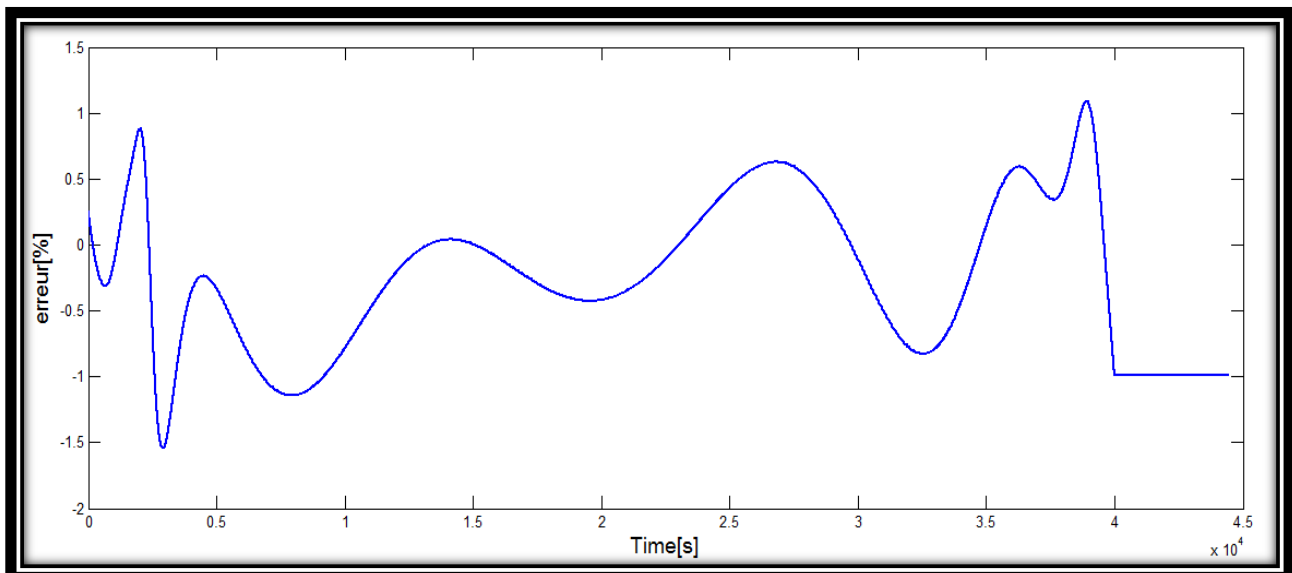
Figure 35 : Réponse de batterie de SIMPOWER et le modèle RNA

Résultats de simulation



Après la phase d'apprentissage nous avons testé le modèle pour des données qui appartiennent à la base d'apprentissage. Dans la figure on remarque qu'on a un chevauchement entre état de charge calculé et l'état de charge estimé.

L'erreur d'apprentissage est représentée sur la figure suivant :



Grace à la chute de tension importante au début et à la fin de la décharge on remarque que l'erreur est maximale dans la zone de chute de tension et par contre autour de zéro dans la zone nominale qui est la tension de la batterie elle est presque fixe

I.2.3 Optimisation de l'architecture

La phase d'optimisation est une phase primordiale de la conception des ANN. Il s'agit de trouver le nombre optimal des couches cachées et le nombre de neurones par couches pour que le modèle ANN exprime fidèlement la variation de la réponse de la batterie. Notre choix s'est porté sur une couche cachée, il faudra encore déterminer le nombre de neurones dans la couche cachée. Nous avons testé le réseau avec un nombre de neurones entre 1 et 10 neurones, puis nous avons observé la variation de l'erreur globale (apprentissage et test) L'organigramme de la figure 27 montre l'enchaînement du processus d'optimisation.

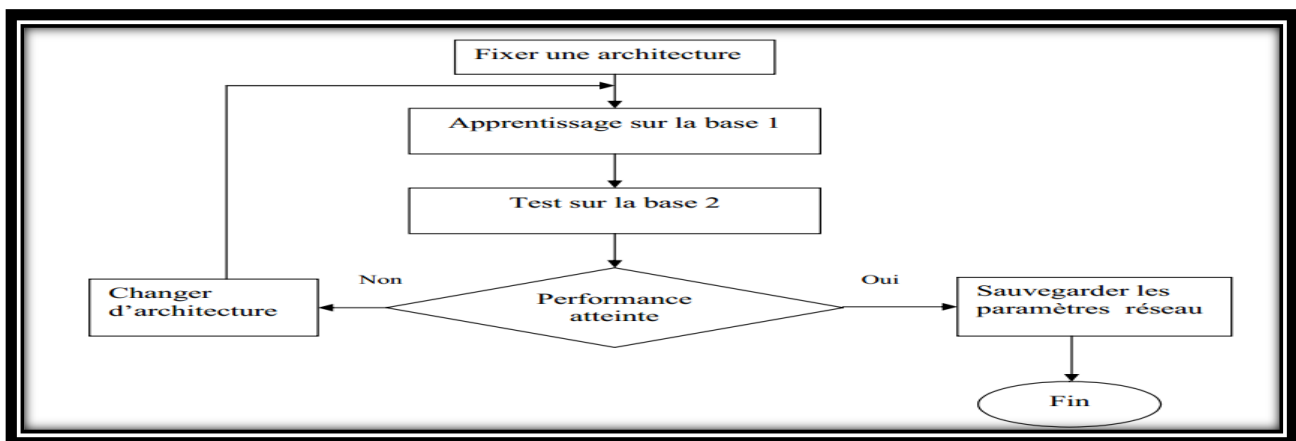


Figure 38 : Processus d'optimisation

Durant cette phase d'optimisation nous avons réalisé l'apprentissage plusieurs fois en variant le nombre de neurones de la couche. A chaque fois les résultats sont représentés sur le tableau suivant :

Nombre de neurones de la couche cachée	Erreur maximale durant la phase de test	Erreur maximale durant la validation
5	2.4%	3%
8	1.5%	1.9%
10	1%	2.3%

Tableau 6 : l'erreur maximale des phases d'apprentissage et de test

Alors d'après le tableau qui compare les performances des système le nombre optimal de neurone est 8.

I.3 Validation du modèle

Pour la validation, la performance du prédicteur neuronal est testée en comparant sa réponse à des données qui n'ont pas servies pour l'apprentissage avec les mesures réelles équivalentes. Cette comparaison est représentée dans la figure suivante.

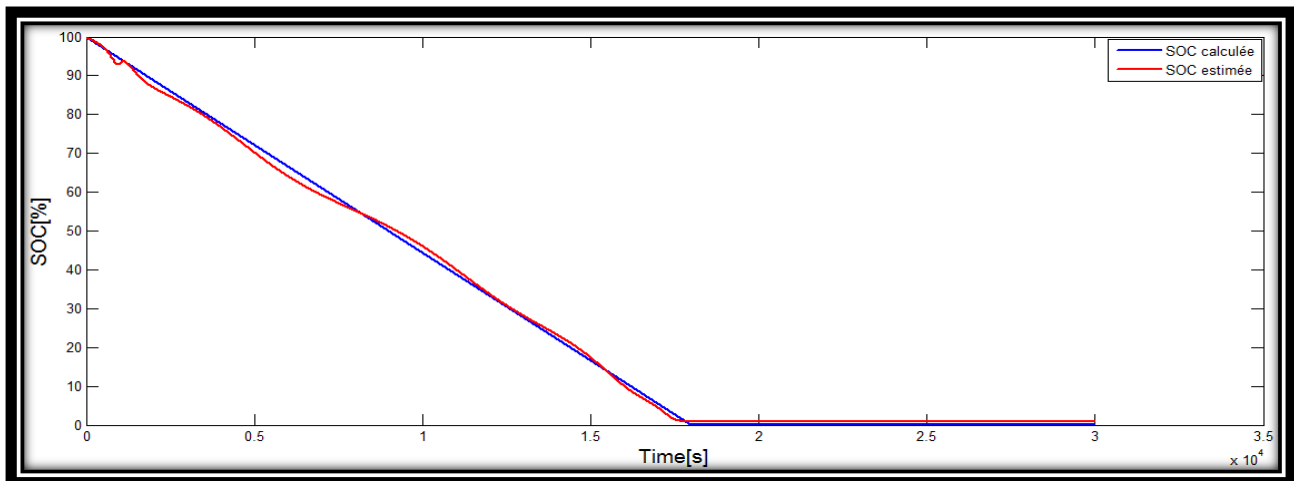


Figure 39 : Comparaison entre valeurs estimées et prédites du SOC

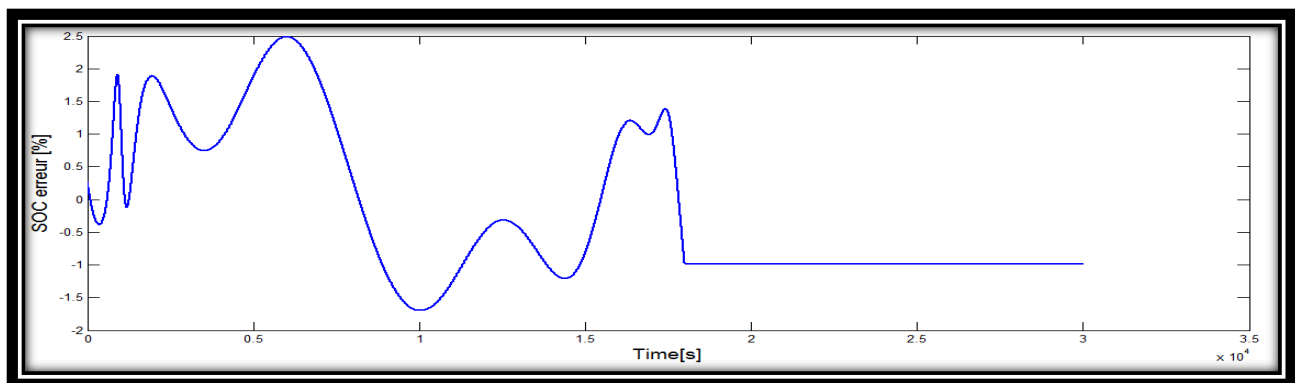


Figure 40 : erreur de prédiction

Les figure 38 et 39 montrent les évolutions des états de charge prédits et celles mesurés pendant la validation ainsi que l'erreur de validation. Cette comparaison donne une erreur maximale de moins de 2.5 %

III. Implémentation de l'algorithme d'estimation d'état de charge

Pour l'estimation du SOC en temps réel avec une batterie, nous avons utilisé une carte ARDUINO munie d'un module électronique basé sur un MICRO-CONTROLEUR programmable, capable d'effectuer rapidement le traitement effectué par le réseau de neurone. La carte possède des entrées et sorties, des convertisseurs CAN et CNA qui permettent à l'utilisateur de brancher différents types d'éléments externes. On utilise des capteurs en entrée pour mesurer le courant et la tension.

Pour réaliser notre montage nous avons décidé de travailler avec une batterie (National 12V 60Ah de type Lead Acid) qui est capable de se charger à partir d'un chargeur puis de se décharger par les lampes.

Nous avons utilisé un capteur de courant de type effet hall, qui est un capteur linéaire et qui permet de mesurer un courant de $\pm 5A$ et un diviseur de tension contenant trois résistances de 1 (M Ω m). Ce choix de grandes valeurs de résistance permet de minimiser l'énergie dissipée par effet de joule. Ce diviseur permet de diviser la tension de batterie par trois puisque le tension d'entrée maximale pour ARDUINO est fixée à 5V et .On utilise un afficheur LCD pour affichage de la valeur de tension et courant mesurés et état de charge calculé par notre réseau.

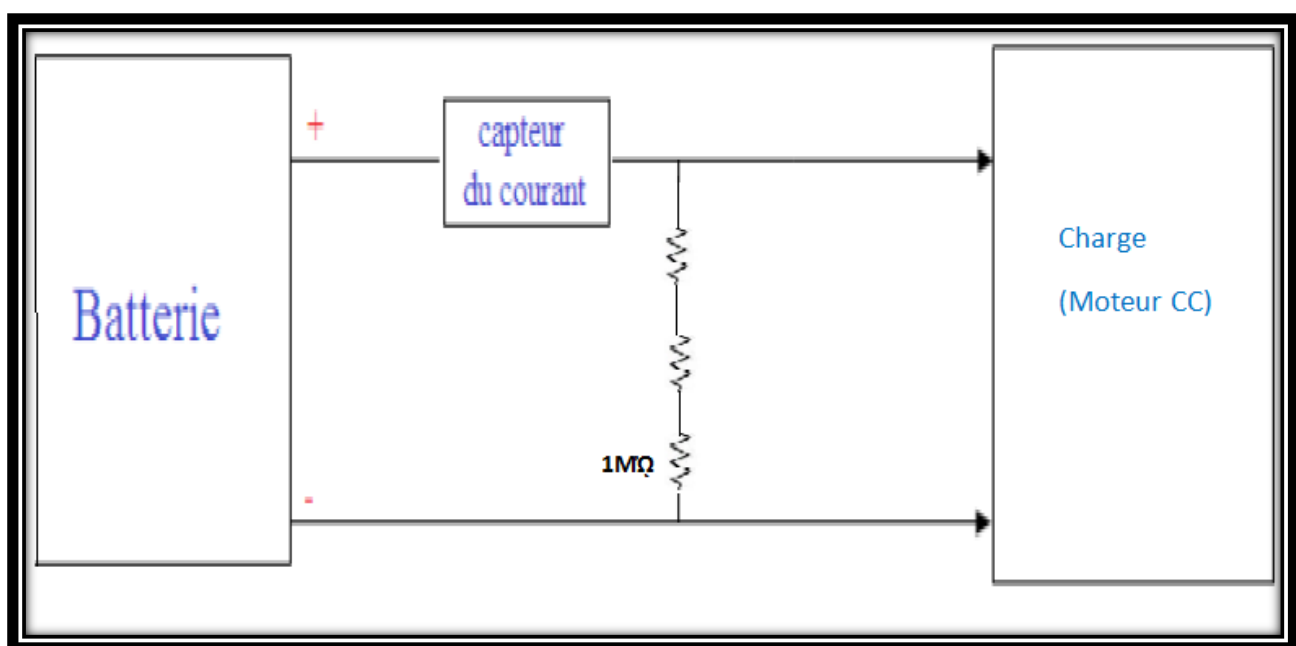


Figure 41 : Schéma électrique pour l'estimation du SOC [17]

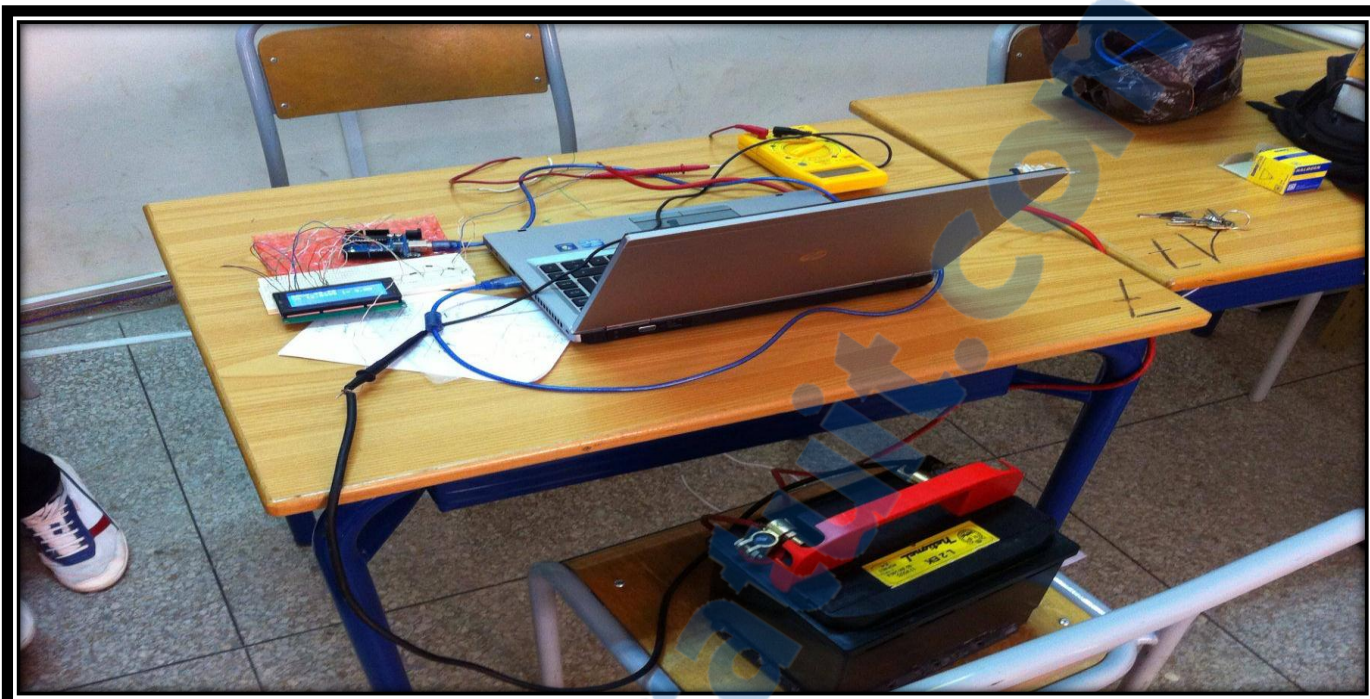


Figure 42 : réalisation de montage

Les valeurs de tension et courant affichée dans LCD seront presque identiques aux mesures de millimètre ce différence à cause de bruit des prévenant par les files. Ces valeurs et l'état de charge déterminée par le réseau de neurone seront affichées instantanément sur écran LCD.

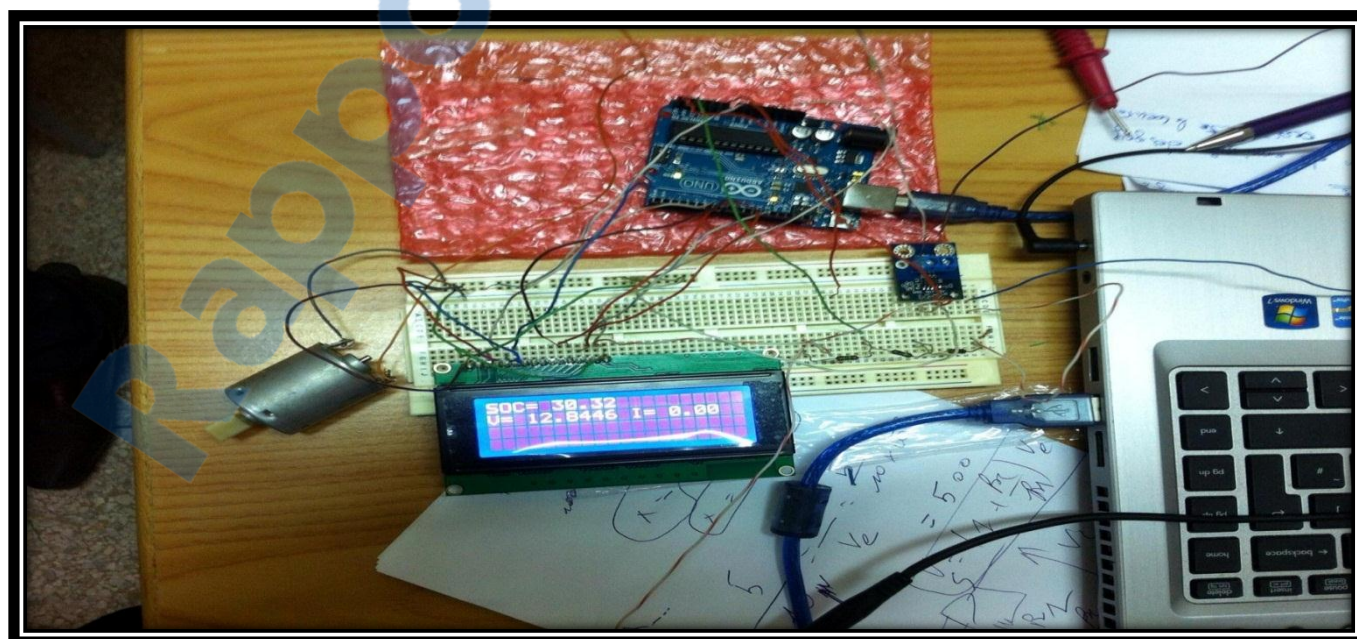


Figure 43 : simulation avant le fonctionnement de moteur

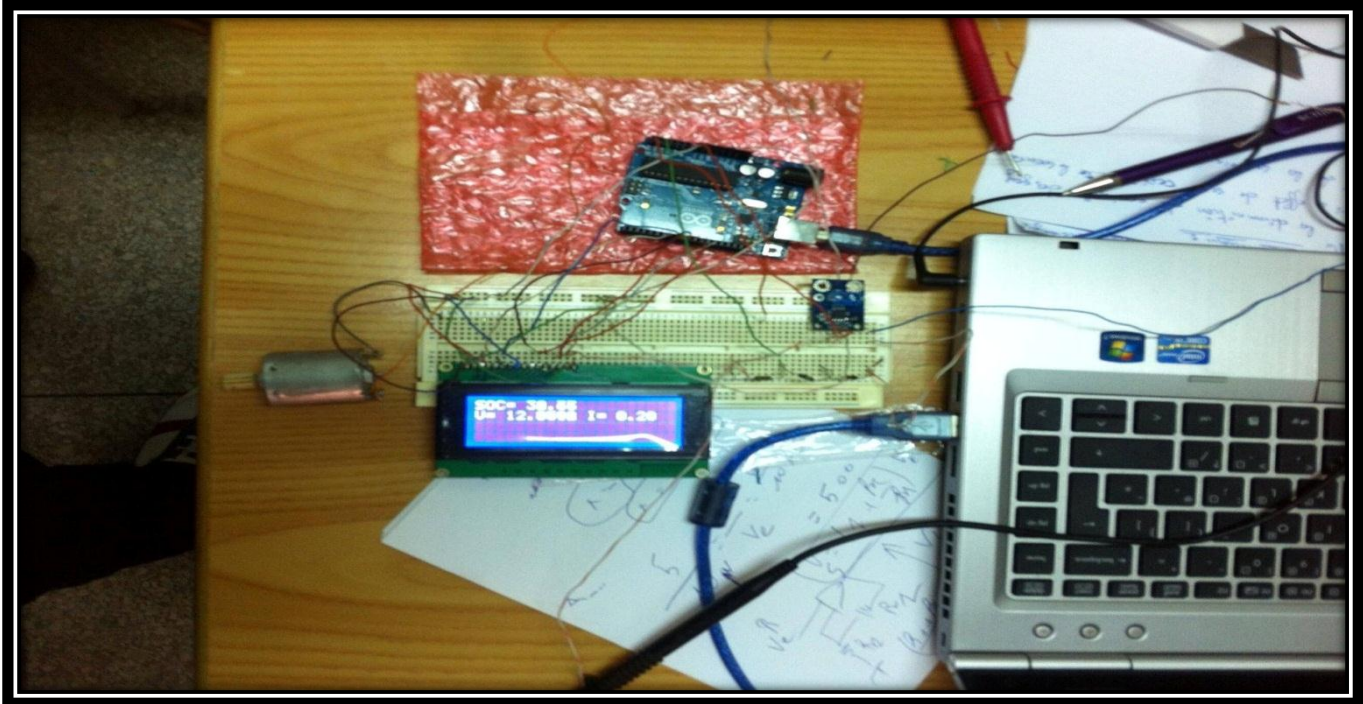


Figure 44 : la décharge de la batterie

A Partir de ces images le résultat que nous avons obtenu l'état de charge de la batterie a partir des entrée de l'arduino (tension et courant). Les valeurs de l'état de charge affichée dans LCD qui obtenu à partir de réseaux de neurone n'est identique à l'état de charge actuelle de la batterie puisque la tension et le courant d'entrée sont perturbant par bruit. Alors par la suit on va travailler sur un filtre qui éliminé ce bruit pour obtenir des valeur précise de l'état de charge.

Conclusion

L'estimation du SOC est très importante pour le système de gestion de l'énergie, car la connaissance de cette valeur permet d'optimiser l'énergie et la puissance dans tout le système et permet d'augmenter sa durée d'utilisation. Le principal objectif de ce chapitre, est de disposer d'une bonne estimation de l'état de charge

Conclusion Générale

La gestion d'énergie dans les applications embarquées est indispensable pour optimiser la consommation énergétique ainsi que la durée de vie des accumulateurs. La connaissance de l'état de charge sera essentielle surtout pour la mise en sécurité de ces accumulateurs.

Dans ce document, nous avons élaboré une étude sur les batteries lithium-ion, ses terminologies et son BMS, ce qui nous a permis de nous familiariser avec cette technologie qui représente une partie indispensable aux applications des systèmes électriques et télécommunications portables.

Ensuite un état de l'art sur la modélisation et les méthodes existantes dans la littérature qui permet de calculer l'état de charge SOC de la batterie et des simulations pour les modèles de *Shepherd* et le modèle de *chen Mora*. Dans cette partie nous avons travaillé sur la programmation *Simulink* et la création de composants sous *Simscape*.

Ensuite on s'est consacré à l'estimation de l'état de charge par le prédicteur neuronale. On a commencé par une étude générale sur le fonctionnement des réseaux de neurones. Nous avons conçu notre propre modèle qui permet de donner un état de charge identique à celle calculée par la méthode d'intégration de courant pour la batterie de *Simpower*. Finalement pour la validation expérimentale nous avons implémenté ce modèle dans un microcontrôleur de type Arduino. Les résultats expérimentaux sont affichés en temps réel sur un écran LCD.

Liste des annexes

Annexe 1

Simulation du modèle de Shepherd sous SIMULINK

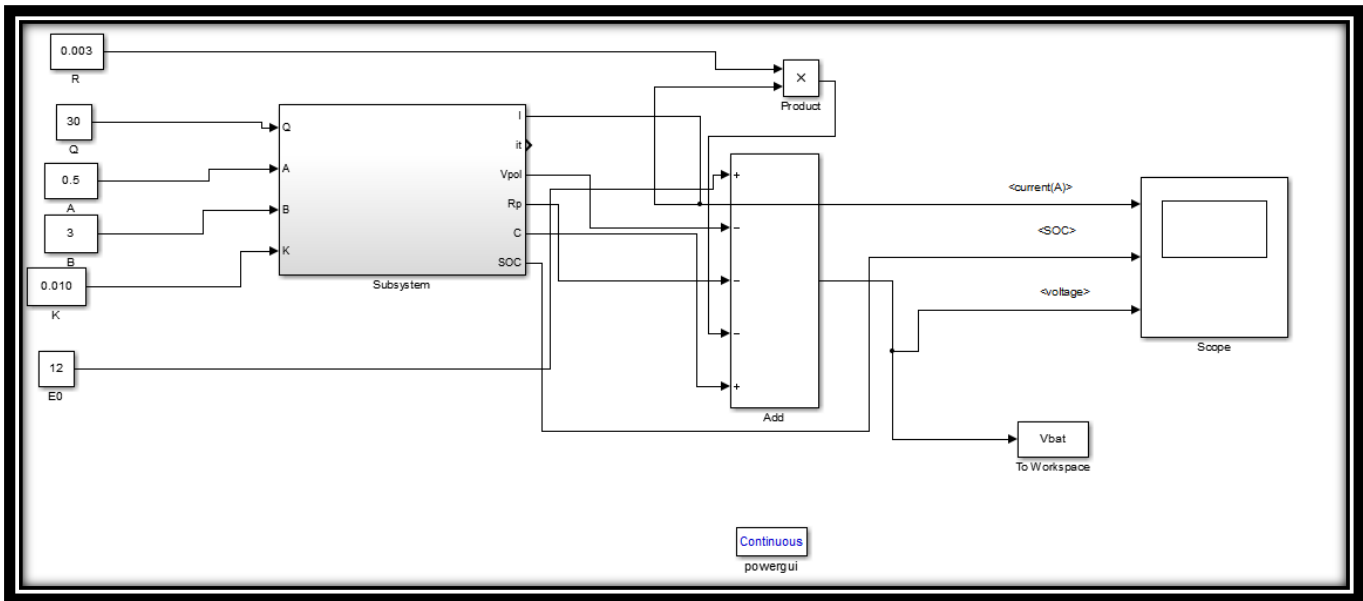


Figure 45 : modèle de Shepherd

Le subsysteme dans la figure été créé à partir de l'équation 17 et 18 :

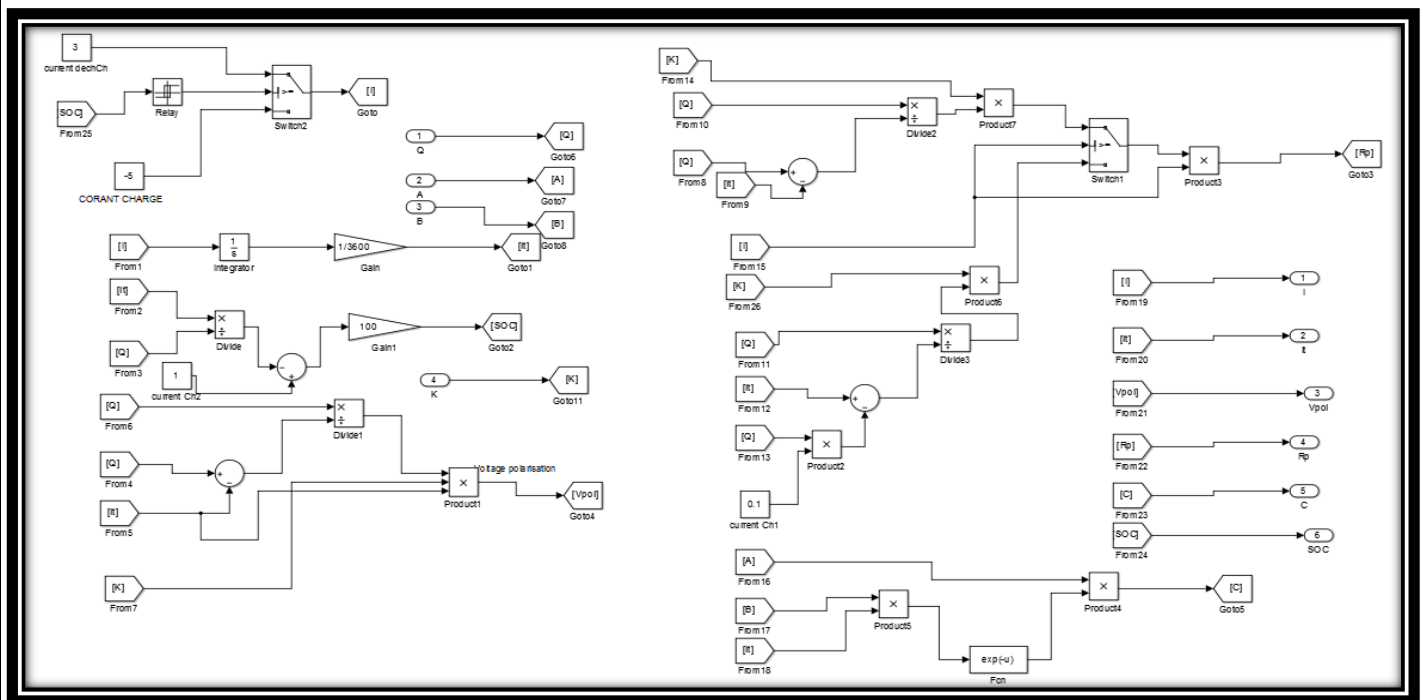


Figure 46 : schéma Simulink des équations

Annexe 2

Soit $E(n)$ erreur quadratique moyenne observée sur ensemble des neurone de ce réseau

$$E(n) = \frac{1}{2} * \sum e(n)^2 \quad (39)$$

$$Y_j(n) = \sigma * \sum W_{ji}(n) * y_i(n) \quad (40)$$

Avec $e(n)$ erreur entre la sortie désirée et la sortie obtenue

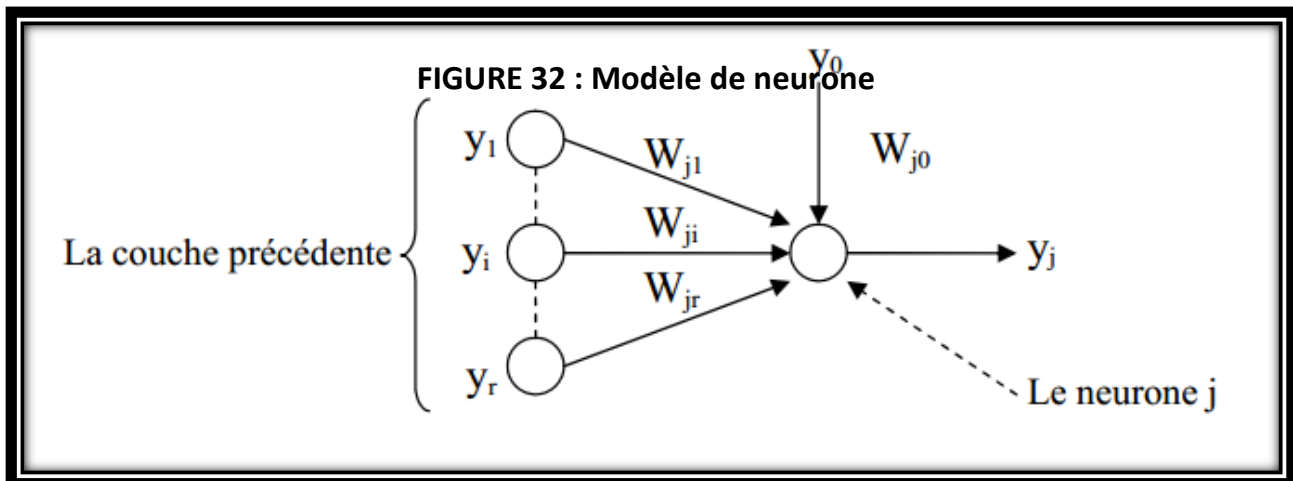


Figure 47 : model de neurone artificiel

Où : σ est la fonction d'activation du neurone j , W_{ji} est le poids de la connexion entre le neurone i de la couche précédente et le neurone j de la couche courante, et y_i est la sortie du neurone i . On suppose ici que la couche précédente contient r neurones numérotés de 1 à r , le poids w_{j0} correspond au biais (seuil) du neurone j et que l'entrée $y_0(n)=1$.

La modification des poids est effectuée dans le sens opposée des gradients pour corriger

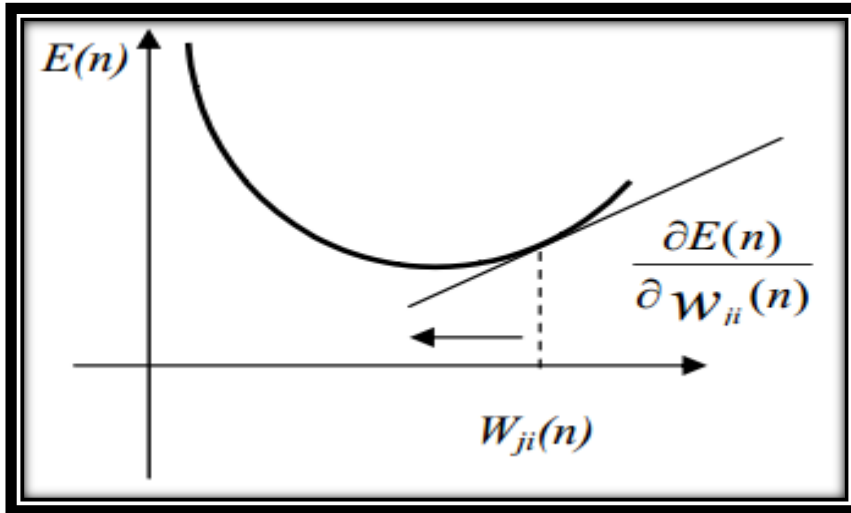


Figure 48 gradient de l'erreur totale

Cette dérivée partielle représente un facteur de sensibilité :
- si on change un peu $W_{ji}(n)$, $E(N)$ change beaucoup, alors on change beaucoup $w_{ji}(n)$ dans le sens inverse de cette dérivée car cela devrait nous rapprocher beaucoup du minimum local.
- si non, on doit changer seulement un peu $W_{ji}(n)$ pour corriger l'erreur car on est tout près de ce minimum.

Par la règle de chaînage des dérivées partielles on obtient :

Par la règle de chaînage des dérivées partielles on obtient

$$\frac{\partial E(n)}{\partial W_{ji}(n)} = \frac{\partial E(n)}{\partial e_j(n)} \cdot \frac{\partial e_j(n)}{\partial Y_j(n)} \cdot \frac{\partial Y_j(n)}{\partial U_j(n)} \cdot \frac{\partial U_j(n)}{\partial W_{ji}(n)} \quad (41)$$

$$U_j(n) = \sum_{i=0}^r W_{ji}(n) * Y_i(n) \quad (42)$$

Et on exprime la variation des poids par :

$$\Delta W_{ji} = -\epsilon * \frac{\partial E(n)}{\partial W_{ji}(n)} \quad (43)$$

avec $0 \leq \epsilon \leq 1$: le taux d'apprentissage

$$\frac{\partial E(n)}{\partial e_j(n)} = \frac{1}{2} \cdot \frac{\partial e_j(n)^2}{\partial e_j(n)} = e_j(n) \quad (44)$$

$$\frac{\partial e_j(n)}{\partial Y_j(n)} = \frac{\partial [y d - Y_j(n)]}{\partial Y_j(n)} = -1 \quad (45)$$

$$\frac{\partial Y_j(n)}{\partial U_j(n)} = \frac{\partial [\sigma(U_j(n))]}{\partial U_j(n)} \quad (46)$$

On suppose que la fonction d'activation est sigmoïde alors :

$$\sigma(U_j(n)) = \frac{1}{1 + \exp(-U_j(n))} \quad (47)$$

$$\frac{\partial Y_j(n)}{\partial U_j(n)} = \frac{\exp(-U_j(n))}{(1 + \exp(-U_j(n)))^2} \quad (48)$$

$$\frac{\partial Y_j(n)}{\partial U_j(n)} = Y_j(n)[1 - Y_j(n)] \quad (49)$$

$$\frac{\partial Y_j(n)}{\partial W_{ji}(n)} = \frac{\partial [\sum_{i=0}^r W_{ji}(n) * Y_i(n)]}{\partial W_{ji}} = Y_j(n) \quad (50)$$

Nous obtenons donc :

$$\frac{\partial E(n)}{\partial W_{ji}} = -e_j(n) \cdot Y_j(n)[1 - Y_j(n)] \cdot Y_j(n) \quad (51)$$

$$\Delta W_{ji}(n) = -\epsilon * \frac{\partial E(n)}{\partial W_{ji}(n)} = -\epsilon * \delta_j(n) * y_j(n) \quad (52)$$

$$\delta_j(n) = e_j(n) \cdot [1 - Y_j(n)] \quad (53)$$

Table des figures

Figure 1 : Structure d'un accumulateur Lithium-ion	12
Figure 2 : batterie lithium-ion décharger	14
Figure 3 : batterie Li-ion en charge.....	15
Figure 4 : Charge de la batterie	16
Figure 5 : batterie se décharge.....	16
Figure 6 : Réponse en tension d'une batterie	19
Figure 7 : Schéma synoptique de la BMS	22
Figure 8 : emplacement des thermocouples sur une cellule de batterie	23
Figure 9 : Model idéal d'une batterie	28
Figure 10 : circuit électrique qui représente le Modèle de Thevenin	28
Figure 11 : Modèle dynamique de la batterie	30
Figure 12 : modèle Cauet et Foster	31
Figure 13 : structure de Cauet	31
Figure 14 : la structure de Foster	32
Figure 15 : simulation de model de Shepherd sous Simulink	33
Figure 16 : courbe de décharge de batterie Li-ion	34
Figure 17 : variation de SOC à la décharge.....	35
Figure 18 : model électrique proposé par Chen Mora	35
Figure 19 : simulation du modèle de chen et Mora	36
Figure 20 : exemple code pour la création d'un composant sous SIMSCAP	37
Figure 21 : courant de décharge.....	38
Figure 22 : SOC calculée par la méthode d'intégration de courant	38
Figure 23 : tension de décharge	38
Figure 24 : effet de chaque impulsion sur la tension de la batterie	39
Figure 25 : Schéma de principe d'un observateur d'états d'une cellule	41
Figure 26 : le neurone biologique.....	46
Figure 27 : neurone artificiel	47
Figure 28 : structure de perceptron multicouche PMC	49
Figure 29 : Réseau récurrent	50
Figure 30 : Apprentissage non-supervisé d'un réseau de neurones (ANN)	51
Figure 31 : Apprentissage supervisé d'un réseau de neurones (ANN)	51
Figure 32 : charge et décharge de batterie sous Simulink	53
Figure 33 : architecteur choisi pour notre RNA.....	54
Figure 34 : repense de batterie de SIMPOWER et le model RNA	54
Figure 35 : Comparaison entre valeurs estimées et prédites du SOC.....	56

Figure 36 : erreur de prédiction	56
Figure 37 : Processus d'optimisation.....	57
Figure 38 : Comparaison entre valeurs estimées et prédites du SOC.....	58
Figure 39 : erreur de prédiction	58
Figure 40 : Schéma électrique pour l'estimation du SOC [17]	59
Figure 41 : réalisation de montage.....	60
Figure 42 : simulation avant le fonctionnement de moteur	60
Figure 43 : la décharge de la batterie	61
Figure 44 : modèle de Shepherd	64
Figure 45 : schéma Simulink des équations	64
Figure 46 : model de neurone artificiel	65
Figure 47 : gradient de l'erreur totale	65

Liste des tableaux

Tableau 1 : Caractéristiques de l'accumulateur Li-ion	10
Tableau 2 : Matériau d'insertion pour la cathode.....	12
Tableau 3 : les valeur des paramètre du model	32
Tableau 4 : les fonction d'activation.....	47
Tableau 5 : l'erreur maximal des phases d'apprentissage et de teste.....	56

Reference Bibliographiques

- [3] **MARIESAYEGH** Implantation sur calculateur temps réel d'un observateur d'état de charge d'un pack de batterie Lithium ion, UNIVERSITE LIBANAISE FACULTE DE GENIE, No d'ordre 54/1446/G1-EE/2013
- [6] **GERMAIN VALLVERDU**, Principe de fonctionnement des batteries au lithium, Université de Pau et des pays de l'Adour. Université de Pau et des pays de l'Adour
- [7] **BOUTTE AÏSSA** Identification des paramètres internes d'une batterie pour des applications photovoltaïques, Université des Sciences et de la Technologie d'Oran Mohamed Boudiaf,
- [8] **JAMAL ELOUAKHOUMI** étude Bibliographique et modélisation des batteries Li-Ion et des BMS, à LA FACULTÉ DES SCIENCES ET TECHNIQUES GUELIZ DE MARRAKECH, N° Ordre : MGE 13/07
- [9] **JEAN-FRANÇOIS REYNAUD** Recherches d'optimums d'énergie pour charge/décharge d'une batterie à technologie avancée dédiée à des applications photovoltaïques, Laboratoire d'Analyse et d'Architecture des Systèmes (LAAS) - CNRS
- [10] **DAVID LINDEN AND THOMAS B. REDDY** HANDBOOK OF BATTERIES. **David Linden** Editor. **Thomas B. Reddy** Editor. **Third Edition. McGraw-Hill.** New York Chicago San Francisco Lisbon London.
- [11] **AKRAM EDDAHECH**. Modélisation du vieillissement et de détermination de l'état de santé de batteries lithium-ion pour application véhicule électrique et hybride. Autre [cond-mat. Othe]. Université Sciences et Technologies - Bordeaux I, 2013. Français. <NNT : 2013BOR14992>. <tel-00957678>
- [12] **DEKKICHE ABDELILLAH** MODELE DE BATTERIE GNERIQUE ET ESTIMATION DE L'ETAT DE CHARGE, ECOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE UNIVERSITÉ DU QUÉBEC
- [13] An Li. Analyse expérimentale et modélisation d'éléments de batterie et de leurs assemblages : application aux véhicules électriques et hybrides. Energie électrique. Université Claude Bernard - Lyon I, 2013. Français. <NNT: 2013LYO10021>. <tel-01157751>
- [14] **YINJIAO XING** Battery Management Systems in Electric and Hybrid Vehicles" Energies 2011, 4, 1840- 1857; doi: 10.3390/en4111840
- [16] **DINH VINH DO** Thèse Diagnostic de batteries Lithium ion dans des applications embarquées Thèse en vue de l'obtention du diplôme de docteur de l'Université de Technologie de Compiègne en Technologie de l'Information et des Systèmes, Université de Technologie de Compiègne Laboratoire d'Electromécanique
- [17] **MOUNA ABARKAN, M'SIRDI NACER KOUIDER**. Modélisation et Analyse du comportement d'un Bâtiment équipé d'un Système Multi Sources d'énergie. Physique [physiques]. Aix Marseille Université et l'Université Sidi Mohamed Ben Abdallah, 2014. Français. <tel-01128926> [18] E. KUHN, B.
- [18] **B. P. LAGONOTTEA, G. FRIEDRICH**, Modeling Ni-mH battery using Cauer and Foster structures Sources Volume, 25 August 2006, Pages 1490–1497 Special issue including selected papers from the 6th International Conference on Lead-Acid Batteries (LABAT 2005, Varna, Bulgaria) and the 11th Asian Battery Conference (11 ABC, Ho Chi Minh City, Vietnam) together with regular papers

- [19] **SERGEI MELENTJEV, DENISS LEBEDEV** 13th International Symposium "Topical problems of education in the field of electrical and power engineering". Doctoral school of energy and geotechnology : Pärnu, Estonia, January 14-19, 2013. Tallinn, 2013. ISBN 9789985690543. Lk. 231-235
- [20] **CHEN ET MORA** An Accurate Electrical Battery Model Capable of Predicting Runtime and I–V Performance
IEEE Transactions on Energy Conversion (Volume:21 , Issue: 2), pages 504 – 511, DOI : 10.1109/TEC.2006.874229
- [21] **O. ERDINC, B. VURAL AND M. UZUNOGLU**, A dynamic lithium-ion battery model considering the effects of temperature and capacity fading
- [22] <http://www.mathworks.com/videos/physical-modeling-with-simscape-82144.html>
- [23] **AURELIEN LIEVRE** D´développement d´un système de gestion de batterie lithium-ion `a destination de véhicules "mild hybrid" : d´détermination des indicateurs d´état (SoC, SoH et SoF). Energie ´électrique. Université Claude Bernard - Lyon I, 2015. Fran_çais. <NNT : 2015LYO10065>. <tel-01178049>
- [25] **TARUN HURIA AND MASSIMO CERAOLO, UNIVERSITÀ DI PISA, AND ROBYN JACKEY AND JAVIER GAZZARRI** Simplified Extended Kalman Filter Observer for SOC Estimation of Commercial Power-Oriented LFP Lithium Battery Cells ,2013-01-1544
- [26] **X. HU, F. SUN, AND Y. ZOU**, "Estimation of state of charge of a Lithium-Ion battery pack for electric vehicles using an adaptive Luenberger observer," *Energies*, vol. 3, no. 9, pp. 1586–1603, 2010
- [27] **A. ZENATI, P. DESPREZ, AND H. RAZIK**, "Estimation of the SOC and the SOH of Li-ion Batteries, by combining Impedance Measurements with the Fuzzy Logic Inference," in *IEEE Industrial Electronics Conference (IECON)*, 2010, pp. 111–113
- [29] **ABDESSALEM CHAMEKH**. Optimisation des procédés de mise en forme par les réseaux de neurones artificiels. Mechanics. Université d'Angers, 2008. French. <tel-00445341>
- [30] **Fred NTOUTOUME OBIANG-NDONG** une application comparative de la régression logistique et des réseaux de neurones
- [31] **MERZOUKA NOURESSADAT** Etude des performances des réseaux de neurones dynamiques à représenter des systèmes réels : une approche dans l'espace d'état, Faculté de technologie Département d'Electronique, UNIVERSITE DE SETIF 1 ALGERIE
- [32] **KARIMA RABAH** Modélisation et Contrôle des systèmes à comportement chaotique : Cas des arythmies cardiaques, Université MENTOURI de CONSTANTINE Faculté des Sciences de L'ingénieur Département d'Electronique
- [33] **HAFIANE MOHAMED LAMINE** Conception D'un Capteur De Pression Intelligent UNIVERSITE DE BATNA FACULTE DES SCIENCES DE L'INGENIEUR DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE
- [34] **LEMITA ABDALLAH** Commande adaptative par structure neuronale récurrente pour la conduite d'un procédé de traitement d'eau usé, UNIVERSITE FERHAT ABBAS – SETIF 1-UFAS (ALGERIE) MEMOIRE Présenté à la faculté de Technologie Département d'Electronique

- [35] **C.TOUZET** « Les réseaux de neurones artificiels introduction au connexionnisme cours, exercices et travaux pratiques », Humaine, Marseille, Juillet 1992
- [36] **MARC PARIZEAU** Le perceptron multicouche et son algorithme de retro propagation des erreurs, Département de génie électrique et de génie informatique ' Université Laval ' 10 septembre 2004
- [37] <http://www.mathworks.com/videos/physical-modeling-with-simscape-82144.html>
- [38] **AURELIEN LIEVRE** développement d'un système de gestion de batterie lithium-ion `a destination de véhicules "mild hybrid" : détermination des indicateurs d'états (Soc, SoH et SoF)
- [39] **A. ZENATI, P. DESPREZ, AND H. RAZIK**, "Estimation of the SOC and the SOH of Li-ion Batteries, by combining Impedance Measurements with the Fuzzy Logic Inference," in *IEEE Industrial Electronics Conference (IECON)*, 2010, pp. 111–113
- [41] **Wen-Yeau Chang**, "The State of Charge Estimating Methods for Battery: A review", ISRN Applied Mathematics, Vol. 2013, Article ID 953792, 7 pages, 2013

Référence web

- [1] <http://www.renault.fr/gamme-renault/vehicules-electriques/> 06/06/2016
- [2] <http://philippe.boursin.perso.sfr.fr/velec/pdf/pile2006.pdf> 06/06/2016
- http://lucbor.fr/batteries_lithium_1.pdf 06/06/2016
- [5] <https://sites.google.com/site/fesherierjojqodr/partie-i-les-caracteristiques-des-batteries-li-ion/fonctionnement> 06/06/2016
- [15] http://lucbor.fr/batteries_lithium_1.pdf
- [24] <https://sites.google.com/site/fesherierjojqodr/partie-i-les-caracteristiques-des-batteries-li-ion/fonctionnement> 06/06/2016
- [28] https://fr.wikipedia.org/wiki/R%C3%A9seau_de_neurones_artificiels 06/06/2016
- [40] <http://www.mathworks.com/help/nnet/ref/trainlm.htm> 06/06/2016

Rapport-gratuit.com 