

RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE

Université des Sciences et de la Technologie d'Oran

Mohamed Boudiaf

« USTO-MB »



FACULTÉ DE GÉNIE ELECTRIQUE
DÉPARTEMENT D'ELECTRONIQUE

Spécialité : Electronique
Option : Systèmes photovoltaïques

THESE DE DOCTORAT EN SCIENCES

PRESENTE PAR
Mr. BOUTTE Aïssa

Sujet de la Thèse

**Identification des paramètres internes d'une batterie
pour des applications photovoltaïques**

Soutenu le : 01 juillet 2015, Devant le jury composé de

<i>Président</i>	Mr. AHMED-FOITIH Zoubir	Professeur	USTO-MB
<i>Rapporteur</i>	Mr. MIDOUN Abdelhamid	Professeur	USTO-MB
<i>Examineur</i>	Mr. BENDAOUD Abdelber	Professeur	Univ-SBA
<i>Examineur</i>	Mr. MILOUD Yahia	Professeur	Univ-SAIDA
<i>Examineur</i>	Mr. MILOUDI Abdallah	MCA	Univ-SAIDA
<i>Examineur</i>	Mr. BENDJEBBAR Mokhtar	MCA	USTO-MB

« Année universitaire 2014 – 2015 »

« Remerciements »

En 1^{er} lieu, je tiens à remercier Monsieur Midoun Abdelhamid. Entant que rapporteur de thèse, il m'a aidé à consolider des solutions qui ont fini par faire avancer ce travail et mener cette thèse à terme.

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

Je tiens aussi à remercier Monsieur Lakhdari Fathi, Maître de conférences à l'université « USTO-MB » d'avoir consacré de son temps pour relire cette thèse et donner son avis qui a fait qu'améliorer son contenu.

Tous les remerciements sont pour ma famille qu'a sue me soutenir pour achever ce travail.



Table des matières

Page de garde : THESE DE DOCTORAT EN SCIENCES.....	
« Remerciements »	
Table des matières	i
Liste des figures.....	vi
Liste des tableaux	viii
Liste des Acronymes.....	ix
Nomenclature.....	xi
<i>Introduction Générale</i>	1

Chapitre 1 : Introduction aux Systèmes Photovoltaïques.

1.1. Introduction	3
1.2. Les applications Photovoltaïques.....	3
1.2.1. Les Systèmes Autonomes (Stand-Alone PV system)	3
1.2.2. Les Systèmes Hybrides (Hybrid PV system)	4
1.2.3. Les Système connecté au réseau (Grid-connected PV system).....	5
1.2.4. Les Systèmes spatiaux	6
1.2.4.1. Les Sous-systèmes du satellite	6
1.2.4.2. Mission satellite :	7
1.3. Générateur photovoltaïque.....	10
1.3.1. Cellules solaires	11
1.4. L'intérêt de travailler sur batteries	12
1.5. Conclusion	12

Chapitre 2 : Les batteries.

2.1. Introduction	13
2.2. Classification des batteries	14
2.2.1. Batteries primaires.....	14
2.2.2. Batteries secondaires	14
2.3. Structure de la batterie.....	14
2.4. Principe électrochimique	16

2.4.1.	Calcul de la tension aux bornes d'une cellule	17
2.4.2.	La batterie au Plomb-Acide	19
2.4.2.1.	Les batteries "classiques" ou ouvertes (FLA).....	22
2.4.2.2.	Les batteries à soupape de régulation (VRLA).....	22
2.4.3.	La batterie Nickel-Cadmium (Ni-Cd)	23
2.4.4.	La batterie Nickel-Métal-Hydrure (Ni-MH).....	23
2.4.5.	La batterie lithium-ion (Li-Ion).....	24
2.5.	Les paramètres d'une batterie.....	26
2.5.1.	La tension	26
2.5.2.	La température	27
2.5.3.	La capacité	28
2.5.4.	Phénomène d'autodécharge (self-discharge).....	30
2.5.5.	Phénomène de polarisation.....	31
2.5.6.	Phénomène de la double couche électrique (EDL)	31
2.5.7.	La résistance interne (R_{int})	33
2.5.7.1.	Résistance interne R_b (effet de polarisation).....	33
2.5.7.2.	Résistances $R_{C/D}$ (effet hystérésis)	33
2.5.7.3.	Résistance de surcharge et de sur-décharge ($R_{Over C/D}$).....	34
2.5.7.4.	Résistance de shunt R_{sd} (effet de l'autodécharge).....	34
2.5.8.	L'état de charge (SOC)	34
2.5.9.	La profondeur de décharge (DOD)	36
2.5.10.	Le nombre de cycle (Nb_Cycles)	36
2.5.11.	L'état de santé (SOH)	36
2.6.	Les profils de charge et de décharge des batteries.....	37
2.6.1.	Protocole de charge à tension constante (CV)	37
2.6.2.	Protocole de charge à courant constant (CC).....	37
2.6.3.	Protocole combiné de charge (CC-CV)	38
2.6.4.	Régime de décharge.....	38
2.7.	Système de management de batterie (BMS)	39
2.8.	Conclusion	41

Chapitre 3 Modélisation et estimation.

3.1.	Introduction	42
3.2.	Modélisation des batteries.....	43
3.2.1.	Model de Thevenin.....	43
3.2.2.	Model de Thevenin incluant l'effet Hystérésis.....	45
3.2.3.	Modèle dynamique incluant l'effet de polarisation	45
3.2.4.	2 ^{ème} modèle de Thevenin incluant l'effet de polarisation.....	46
3.2.5.	Modèle incluant le phénomène de double couche électrique « EDL »...	47
3.2.6.	Modèle dynamique multi-niveau.....	47
3.2.7.	Modèle dynamique multi-niveau « incluant l'effet d'autodécharge » ...	49
3.3.	Formulation du problème de l'estimation.....	50
3.4.	L'estimateur de Kalman	51
3.5.	Les étapes constituant le filtrage de Kalman.....	51
3.5.1.	Initialisation	52
3.5.2.	Prédiction.....	52
3.5.3.	Innovation	52
3.6.	Les dérivées de l'estimateur de Kalman	53
3.6.1.	Processus continu à une observation discrète.....	54
3.6.2.	Système non linéaire	56
3.6.3.	Filtre de Kalman linéarisé (LKF).....	56
3.6.4.	Filtre de Kalman Etendu (EKF).....	58
3.6.5.	Système à paramètres inconnus.....	59
3.6.6.	Filtre Kalman Edentu et Adaptative (AEKF).....	60
3.6.6.1.	L'estimation du bruit du système.....	62
3.6.6.2.	L'estimation du bruit de mesure	63
3.7.	Implémentation de l'estimateur des paramètres modélisés.....	66
3.7.1.	Estimateur avec le model de Thevenin	66
3.7.2.	Estimateur du model de Thevenin incluant l'effet hystérésis	68
3.7.3.	Estimateur avec le model Dynamique	69
3.7.4.	Estimateur du 2 ^{ème} modèle de Thevenin, l'effet de polarisation.....	71
3.7.5.	Estimateur du model incluant l'EDL	72
3.7.6.	Estimateur pour le model dynamique multi-niveau.....	73
3.8.	Conclusion	74

Chapitre 4 : Résultats & Discussions.

4.1.	Introduction	75
4.2.	Logiciel d'analyse des batteries	75
4.2.1.	Les modèles inclus	77
4.2.2.	Les technologies de batteries.....	77
4.2.3.	Intégration des paramètres des batteries	77
4.2.4.	Prétraitement pour l'obtention des paramètres initiaux.....	77
4.2.4.1.	Détermination des paramètres par algorithme génétique.....	79
4.2.5.	Modélisation polynomiale de la capacité de la batterie	80
4.2.6.	Modélisation par logique floue de la capacité de la batterie	80
4.2.7.	Intégration de la température « T° »	81
4.3.	Banc de test photovoltaïque.....	82
4.3.1.	Partie software du banc de test.....	82
4.3.1.1.	Module d'acquisition.....	83
4.3.1.2.	Module de la commande des processus	83
4.3.2.	Réalisation du banc de test.....	88
4.3.2.1.	Module de contrôle.....	89
4.3.2.2.	Module de régulation de la charge de la batterie	90
4.3.2.3.	Module de génération de la commande MLI « PWM »	90
4.3.2.4.	Module de protection d'isolation et de puissance	91
4.3.2.5.	Module d'acquisition des grandeurs mesurées	92
4.4.	Caractérisation et interprétation des résultats	96
4.4.1.	Profils de décharge à courant constant	96
4.4.2.	Profils à plusieurs paliers de courant	104
4.4.3.	Profils à plusieurs phases	108
4.5.	Conclusion	112
	<i>Conclusion générale</i>	114
	<i>Références</i>	117
A.	<i>Annexes: Fiche technique des batteries</i>	121
B.	<i>Annexes : Intégration de batterie</i>	124
C.	<i>Annexes: Formulation discrète du Filtre de Kalman</i>	125

C.1. Expression de la matrice de covariance	127
C.2. Expression du gain	129
<i>D. Annexes : Réalisations pratiques</i>	130
D.1. Génération PWM analogique	130
D.2. Génération PWM digitale	131
D.3. Le choix du capteur de la température :	131
D.4. Les phases de réalisation du banc	132
<i>Résumé</i>	133

Liste des figures

Figure 1.1	Schéma générale d'une installation PV autonome.	3
Figure 1.2	Schéma de raccordement d'une installation Hybride.	4
Figure 1.3	Schéma d'une installation autonome de type pompage d'eau solaire.	4
Figure 1.4	Schéma d'une installation PV connectée au réseau, avec batteries.	5
Figure 1.5	Les sous-systèmes d'un satellite.	6
Figure 1.6	Spoutnik-1, le 1er satellite artificiel.	8
Figure 1.7	Vangurad-1, le 1er satellite avec un système PV.	8
Figure 1.8	ISS, la station spatiale internationale.	9
Figure 1.10	Notion de cellule, de module, de panneau photovoltaïque.	10
Figure 1.11	Cellule photovoltaïque en opération.	11
Figure 1.12	La distribution de masse dans un satellite.	12
Figure 2.1	Vue éclatée des différents éléments d'une batterie.	15
Figure 2.2	Cellule électrochimique de base.	17
Figure 2.3	Potentiel d'interface « Φ_{Δ} ».	18
Figure 2.4	Diagramme de l'évolution du potentiel interne d'une cellule.	19
Figure 2.6	Structure d'un accumulateur Li-Ion.	24
Figure 2.7	L'évolution de la tension $V_{Cut-Off}$, batterie VRLA (YUASA 12V-24Ah).	26
Figure 2.8	L'évolution de la capacité $C_n(T^{\circ})$, batterie VRLA (YUASA 12V-24Ah).	27
Figure 2.9	La capacité de stockage des différents types d'accumulateurs.	28
Figure 2.10	La dégradation en capacité par autodécharge, (YUASA 12V-24Ah).	30
Figure 2.11	Le Model de la double couche électrique (EDL), proposé par Stern.	32
Figure 2.12	Schématization de l'effet hystérésis pour une cellule Li-Ion.	33
Figure 2.13	Méthode d'identification de l'état de charge SOC.	35
Figure 2.14	VOC-F d'une cellule de batterie VRLA versus son SOC.	35
Figure 2.15	Profile type de charge à courant constant, à tension constante.	37
Figure 2.16	Profile typique de charge d'une cellule Li-Ion.	38
Figure 2.17	Diagramme générique d'un BMS.	40
Figure 3.1	Schéma de l'identification récursive des paramètres d'un modèle.	42
Figure 3.2	Model électrique de Thevenin pour batterie.	43
Figure 3.3	Model de Thevenin incluant l'effet hystérésis en charge/décharge.	45
Figure 3.4	Model Dynamique.	45
Figure 3.5	Modèle « 2 » représentant de l'effet de polarisation.	46
Figure 3.6	Model incluant la double couche électrique EDL.	47
Figure 3.7	Model dynamique incluant l'évolution de la capacité de la batterie.	47
Figure 3.8	Model dynamique incluant l'effet d'autodécharge.	49
Figure 3.9	Principe d'estimation dans un processus de poursuites des paramètres.	50
Figure 3.10	Solution nominale et l'état instantané 'réel' du système, pour LKF.	57
Figure 3.11	l'évolution de la référence et l'état instantané 'réel', pour EKF.	58
Figure 3.12	Une présentation globale du filtre de Kalman adaptive AKF.	65

Figure 4.1	<i>Logiciel de post-traitement et d'analyse des résultats du test.</i>	75
Figure 4.2	<i>Le diagramme des différentes phases lors du post-traitement.</i>	76
Figure 4.3	<i>Réponse de la batterie après basculement rapide, Décharge \leftrightarrow Repos.</i>	78
Figure 4.4	<i>Diagramme du calcul de la capacité « C_p » par Algorithme Génétique.</i>	79
Figure 4.5	<i>L'évolution de $C_{usable}(i_b)$ d'une batterie VRLA « NPL24-12 ».</i>	80
Figure 4.6	<i>Les fonctions des règles floues, entrée (i_b) et sortie (V_t).</i>	81
Figure 4.7	<i>Diagramme de l'implémentation de la logique floue dans l'estimateur.</i>	81
Figure 4.8	<i>L'évolution de la capacité « C_n » selon différentes températures.</i>	82
Figure 4.9	<i>L'interface visuelle du software développé ' Battery Analysis Utility'.</i>	83
Figure 4.10	<i>Organigramme du profil de charge à tension constante « CV ».</i>	84
Figure 4.11	<i>Organigramme du profil de charge à courant constant « CC ».</i>	85
Figure 4.12	<i>Organigramme du profil de charge à courant constant « CC-CV ».</i>	86
Figure 4.13	<i>Organigramme du profil de décharge à courant constant « DCC ».</i>	87
Figure 4.14	<i>Le diagramme de la plateforme de test et de validation des batteries.</i>	88
Figure 4.15	<i>Le banc de test et de caractérisation des batteries</i>	88
Figure 4.16	<i>Schéma de la carte de contrôle.</i>	89
Figure 4.17	<i>Le diagramme du principe de la génération du PWM digital</i>	91
Figure 4.18	<i>Montage du circuit d'isolation IR2125 (Gate driver)</i>	91
Figure 4.19	<i>Génération du signal PWM avant et après l'IR2125 (Gate driver)</i>	92
Figure 4.20	<i>Chaîne de mesure du courant de la batterie</i>	93
Figure 4.21	<i>Le diagramme de Baud pour un filtre de Butter Worth.</i>	94
Figure 4.22	<i>Conditionnement et filtrage de « V_t et V_{GPV} » et le setup de test.</i>	94
Figure 4.23	<i>Chaîne de mesure de la température T (0~50°C).</i>	95
Figure 4.24	<i>Les paramètres observables « V_t et I_b » pour un profil à $I_{DCC} = 0.6A$.</i>	96
Figure 4.25	<i>Les paramètres estimés « V_{oc}, SOC et R_{int} », profil à « $I_{DCC} = 0.6A$ »</i>	97
Figure 4.26	<i>L'évolution des éléments correcteurs du gain de Kalman $K(k)$.</i>	98
Figure 4.27	<i>L'évolution de « e : innovation » et la trace (P), Modèle de Thvenin</i>	99
Figure 4.28	<i>Les paramètres estimés lors du $I_{DCC} = 0.6A$ pour différent modèles.</i>	100
Figure 4.29	<i>Les estimés « SOC et R_{int} »,profil I_{DCC} pour les Modèles de Thevenin.</i>	101
Figure 4.30	<i>Les estimés « SOC e, C_p, C_b RD, R_b », pour modèles Dynamiques.</i>	102
Figure 4.31	<i>L'évolution « e : innovation », la trace (P),Modèles : Dynamiqu.</i>	103
Figure 4.32	<i>Les observables « V_t et I_b » pour un profil de décharge à paliers.</i>	104
Figure 4.33	<i>Les paramètres estimés « V_P et R_b » par AEKF-M.D.M.Niveau.</i>	105
Figure 4.34	<i>Les paramètres estimés « R_D et R_P » par AEKF-M.D.M.Niveau.</i>	106
Figure 4.35	<i>L'estimé « SOC » par : AEKF-M.D.M.Niveau, EKF M.Dynamique.</i>	107
Figure 4.36	<i>Les paramètres estimés lors du profil cyclique, batterie « Ni-Cd ».</i>	108
Figure 4.37	<i>Le SOC estimé lors du profil cyclique, batterie « Ni-Cd ».</i>	109
Figure 4.38	<i>La R_{int} estimés lors du profil cyclique, batterie « Ni-Cd ».</i>	110
Figure 4.39	<i>Les paramètres estimés lors du profil cyclique, batterie « Li-Ion ».</i>	111
Figure C.1	<i>Les différents cas de problème d'estimation</i>	126
Figure D.1	<i>Le principe de génération d'une PWM analogique</i>	130
Figure D.2	<i>Vue sur les phases de la réalisation du banc de test.</i>	132

Liste des tableaux

Tableau 2.1	<i>Potentiel des réactions en électrode de certains éléments, à 25C°</i>	18
Tableau 2.2	<i>Les caractéristiques d'une batterie VRLA (YUASA 12V-24Ah)</i>	29
Tableau 2.3	<i>L'autodécharge des différents systèmes de batteries</i>	30
Tableau 3.1	<i>L'ensemble des équations du KF à observation discrète</i>	56
Tableau 3.2	<i>L'ensemble des équations du EKF à observation discrète</i>	59
Tableau 3.3	<i>l'ensemble des équations du AEKF à observation discrète</i>	61

Liste des Acronymes

AC	Courant alternatif (Alternating Current)
AGM	Fibre de verre à haut pouvoir capillaire (Absorptive Glass Mat)
AIT	Assemblage, integration et test (assembly, integration and test)
AM	Air Masse,
AKF	Adaptive Kalman Filter
AEKF	Adaptive Extended Kalman Filter
BOL	Debut de vie (Begin Of Life)
BNR	Barre Non Régulée
CGS	Station de contrôle (Control Ground Sation)
CPV	Concentrateur PhotoVoltaïque (Concentrating Photovoltaic)
DC	Courant continu (Direct Current)
DCC	Décharge à courant constant (Discharge with constant current)
DDCU	Unité de Conversion DC/DC (DC/DC Converter Units)
DOD	Profondeur de décharge (Depth Of Discharge)
EOL	Fin de vie (End Of Life)
EPS	Système d'alimentation électrique (Electrical Power System)
Eg	L'énergie de la bande interdite (Band Gap Energy)
EHV	Véhicule électrique hybride (Electrical Hybrid Vehicule)
EMF	Force électromotrice (Elcro Motrice Force)
EV	Véhicule électrique (Electrical Vehicule)
EKF	Extended Kalman Filter
FLA	Batterie au plomb-Acide ouverte (Flooded Lead-Acid)
GA	Algorithme génétique (Genetic Algorithm)
GAIA	Global Astrometric Interferometer for Astrophysics
GEO	Orbite géosynchrone, circulaire 35.786km (Geosynchronous Earth Orbit)
GPV	Générateur Photovoltaïque
IHM	Interface Homme Machine
IMM	Métamorphique inversé
ISS	Station spatiale internationale (International Space Station)
KF	Kalman Filter
LA	Batterie au plomb-Acide (Lead-Acid battery)
LEO	Orbite basse, 200-2000km (Low Earth Orbit)
LEOP	Opération de mise en orbite (Launch and Early Operations Phase)
Li-Ion	Accumulateur Lithium Ion
LKF	Linearized Kalman Filter
MC	Microcontrôleur
MEO	Orbite moyenne circulaire à 2000-20000km (Mid Earth Orbit)
MLI	Isolant thermique à multicouche (Multilayer Insulation)
MPPT	Maximum Power Point Tracking
Ni-Cd	Accumulateur Nickel Cadmium
Mi-MH	Accumulateur Nickel Metal Hydrure (Nickel-Metal Hydride)
NREL	National Renewable Energy Laboratory, USA
OBC	Ordinateur de bord (OnBoard Copmuter)
PCDU	Power Control and Distribution Unit
PDF	Fonction de la densité de probabilité (Probability Density Function)
PTC	Coefficient de température positive (Positive-temperature-coefficient)

PV	Photovoltaïque (Photovoltaic)
PVDF	Copolymère de Poly Vinylidene Fluoride
PVPM	Module de puissance photovoltaïque (PhotoVoltaic Power Module)
PWM	Modulation de la largeur d'impulsion (Pulse Width Modulation)
SCAO	Système de Contrôle d'Attitude et d'Orbite
SOC	Etat de charge de batterie (State Of Charge)
SLA	Batterie au plomb-Acide étanche (Sealed Lead-Acid battery)
SLI	Isolant thermique à monocouche (Signal layer insulation)
SSM	Réflecteur de Surface collée (Second Surface Mirrors)
SST	Senseur d'étoiles (Star tracker)
SVM	Module de servitude ou plateforme ((Service Module)
TC	Télécommande
TM	Télémesure
UCCD	Unité de Contrôle Charge Décharge
UDI	Unité D'Interfaçage
UGDP	Unité de Gestion et Distribution de Puissance
UGPV	Unité Générateur PhotoVoltaïque
USE	Unité de Stockage Electrique
UTJ	Cellule solaire de type Ultra Triple Jonction, Spectrolab
VRLA	Plomb-Acide à valve de régulation (Valve Regulated Lead-Acid battery).
ZCE	Zone de charge d'espace (Depletion Zone)

Nomenclature

C	Vitesse de la lumière	$= 3 \cdot 10^8$	[m/s]
C^0	La concentration de l'espèce ionique		
C_b	Capacité de la batterie		[kF]
C_{th}	Capacité théorique de la batterie		[Ah]
C_{effect}	Capacité effective de la batterie		
E	l'éclairement	$E_0 = 1000$	[W/m ²]
E^0	Potentiel standard d'électrode		[V]
$E_{éq}$	Potentiel d'équilibre de batterie (F.E.M.)		[V]
F	Constante de Faraday	$= 96.487$	[C/mol]
n	Le nombre d'électrons échangés lors de la réaction		
G	Energie de Gibbs, fonction enthalpie libre	$= 8.31446$	[J/mol.K]
h	Constante de Planck	$= 6,62 \cdot 10^{-34}$	[J.s]
I_{sd}	Courant de fuite durant l'autodécharge		[A]
I_{FC}	Courant de fin de charge		[A]
K	Constante de Boltzmann J/K	$= 1.381 \cdot 10^{-23}$	[J/K]
R	Constante des gaz parfaits		
R_{sd}	Résistance de l'autodécharge		[Ω]
$R_{\Omega+}$	La résistance ohmique de l'électrode positive		[Ω]
$R_{\Omega-}$	La résistance ohmique de l'électrode négative		[Ω]
q	Charge de l'électron	$= 1.602 \cdot 10^{-19}$	[C]
$V_{Cut-Off}$	Tension de fin de décharge		[V]
V_{Full}	Tension de fin de charge		[V]
V_{GPV}	Tension d'un générateur photovoltaïque		[V]
V_{RC}	Tension de régulation de la charge		[V]
$V_{Tcellule}$	Tension d'une cellule batterie		[V]
Q_{sd}	Quantité de charge perdue durant l'autodécharge		[C]
T	Température absolue de la cellule en Kelvin	$0C^\circ = 273.15 K$	[K]
λ	Longueur d'onde		[Hz]
ϵ_0	Permittivité diélectrique du vide		[F/m]
ϵ_r	Permittivité relative du milieu		
ν	Fréquence		[m]
V_{sd}	Tension de l'autodécharge		[V]
w	L'épaisseur de la ZCE		[m]
η	Le potentiel de polarisation		[V]
η^a	Le potentiel de polarisation dû au phénomène d'activation		[V]
η^c	Le potentiel de polarisation dû au phénomène de diffusion		[V]

Introduction Générale

De nos jours, les technologies liées aux photovoltaïques (PV) sont suffisamment compétitives pour répondre aux besoins annoncés par des domaines où le système d'alimentation en énergie électrique est en train d'être réinvesti ; cela dans le but d'assurer un service de qualité, avec plus de durabilité et moins de pollution. Les éléments de base constituant un système PV sont des cellules photovoltaïques assemblées, donnant ainsi des panneaux solaires qui convertissent le rayonnement solaire en un courant électrique (par effet photovoltaïque). Cette énergie électrique obtenue, peut-être utilisée directement ou après une adaptation par des dispositifs de conversion (DC/DC ou DC/AC) qui permettent de reproduire des formes d'énergies convenables à l'application, en courant ou en tension. Les convertisseurs, impliqués dans cette adaptation, sont le sujet de tout un développement pour aboutir à des topologies adéquates et des composants spécifiques aux applications (Voiture électrique EV, Voiture hybride HEV ou satellite...etc.). Dans ces applications, le recours au stockage de l'énergie électrique s'impose pour assurer la continuité de l'opération ; cette énergie stockée est restituée selon la demande prédéfinie de la mission.

En 1^{ère} position, le stockage sous une forme électrochimique dans des batteries s'est maintenu depuis les débuts de l'exploitation de l'énergie électrique. En conséquence, la fabrication des batteries et l'optimisation de ses systèmes connexes de monitoring et de conditionnements étaient toujours un sujet d'actualité. Dans les récentes batteries, des matériaux offrant de meilleurs rapports masse/énergie et volume/énergie ont été introduits. Aussi, les techniques et les procédés liés aux fabrications de ces batteries ont vu des avancées remarquables, propageant leurs utilisations dans d'autres domaines (instruments portables, PC portable, Smartphone, Tablet...etc.). La résolution des problèmes liés à l'utilisation quotidienne des batteries à des profils flottants, conduira certainement à améliorer le dimensionnement et l'exploitation d'un système fonctionnant à l'énergie solaire.

Les systèmes qui permettent de suivre l'état des batteries, en proposant des indicateurs, sont divers. Certains optent pour lire la tension de la batterie comme indice sur son état, à condition que le courant de charge/décharge de la batterie est faible et stable ; d'autres font le cumul des charges coulombique débitées/injectées, et prédisent l'état de la batterie sur la base des données du constructeur ou les cycles charge/décharge qui précèdent. Récemment, les systèmes de prédiction se sont vus offrir des solutions plus complexes pour subvenir aux besoins des domaines d'application qui exigent une information plus fiable, en temps réel « online ». En conséquence, des recherches se sont engagées pour développer des algorithmes de contrôle de charge permettant un profil de charge plus rapide sans provoquer la dégradation de la batterie ;

d'autres recherches viennent compléter la demande et proposent de suivre l'état de la batterie (niveau de charge et de santé) pour surveiller la batterie en opération (charge/décharge). Tous ces développements restent, à l'heure actuelle, trop spécifique à un type de batterie ou un domaine d'application.

Le travail présenté dans ce mémoire est une contribution dans le domaine des batteries dédiés aux applications photovoltaïques, où dans lequel produire des indicateurs (sur la base des paramètres internes), peuvent assurer plus de visibilité sur l'état interne évolutif de la batterie.

Dans le 1^{ier} chapitre, nous allons d'abord faire un tour général et introductif sur les différentes applications qui font appel au système photovoltaïque (PV), nous présenterons aussi les principales caractéristiques des éléments constitutifs des modules d'un système PV. Profitant de mon implication professionnelle dans le domaine spatial et l'orientation scientifique des recherches dont je suis en train de mener (la gestion et la distribution d'énergie au bord d'un satellite), je mettrai en avant l'historique des différentes applications spatiales (satellites) dont le système photovoltaïque, plus particulièrement les batteries, était au cœur de la solution énergétique pour garantir leurs missions en orbite.

Le 2^{ème} chapitre est consacré aux batteries et leurs différents types selon les technologies impliquées et leurs domaines d'application ; il recense et décrit aussi les différents paramètres et phénomènes interagissant pour donner l'évolution effective des batteries. À la fin du chapitre, nous dressons la définition des différents indicateurs qui reflètent l'évolution de l'état de la batterie, les protocoles de charge/décharge adaptées pour diverses batteries et une présentation du système concerné par la gestion et le contrôle des paramètres de la batterie en opération.

Le 3^{ème} chapitre, commence par l'illustration des modèles de la batterie, suivie par l'exposition du problème d'identification tout en justifiant le recours à l'estimation. Sur cette base, nous proposons des méthodes d'estimation des paramètres capables de prédire l'état interne de la batterie. Une partie de ce chapitre est rédigée de façon à détailler l'estimateur noyau (le filtre de Kalman) et ses dérivées, donnant ainsi, les reformulations nécessaires à l'implémentation de chaque approche, selon le modèle et estimateur adaptés.

Le 4^{ème} et le dernier chapitre est dédié à la validation des choix et des méthodes d'identification des paramètres d'une batterie. Pour cela on a effectué plusieurs essais expérimentaux par le biais de plusieurs jeux de données collectées grâce à un banc de test réalisé au sein du laboratoire LEPESA ; représentant ainsi, différents profils de charge/décharge de batterie. Finalement, nous concluons la présentation des travaux réalisés lors de cette thèse et nous présentons quelques perspectives.

Chapitre 1

Systemes

Photovoltaïques.

1.1. Introduction

L'énergie photovoltaïque est solution prometteuse pour se dispenser aux autres formes d'énergie réputées comme source de pollution et non renouvelable. Toutefois il présente l'inconvénient d'avoir un faible rendement des matériaux de conversion et le non maitrise de la partie du stockage, en plus le coût qui reste à l'heure actuelle plus élevé vis à vis du coût des autres formes [1] [2] [3].

Afin d'apprécier l'implication de cette énergie et ses avantages, on va essayer de énumérer les différents domaines qui font appel à cette énergie et les dispositifs (sous-système ou module) qui permet son exploitation.

1.2. Les applications Photovoltaïques

Les applications photovoltaïques terrestres peuvent être classées comme telle [1] [4] [5]:

- Systèmes autonomes (Stand-alone PV system)
- Systèmes hybrides
- Systèmes connectés au réseau (Grid-connected PV system).

D'autres domaines [6] [7] peuvent avoir recours aux technologies photovoltaïques comme c'est le cas des :

- Systèmes embarqués (Téléphone, Net book, Tablette...etc.)
- Systèmes spatiaux.

1.2.1. Les Systèmes Autonomes (Stand-Alone PV system)

On distingue par l'appellation « Stand-Alone PV» tout système dépendant uniquement de l'énergie solaire comme source d'énergie électrique et qui peut être de l'ordre de milliwatts jusqu'à des kilowatts ou plus. Ces systèmes peuvent comporter des accumulateurs qui emmagasinent l'énergie produite par les modules PV au cours de la journée (phase d'ensoleillement) et servant durant la nuit (phase d'obscurité) ou lors des périodes où le rayonnement solaire est insuffisant, figure1.1. Ils peuvent également répondre aux besoins d'une application sans recours aux accumulateurs (par exemple, le pompage de l'eau) [1].

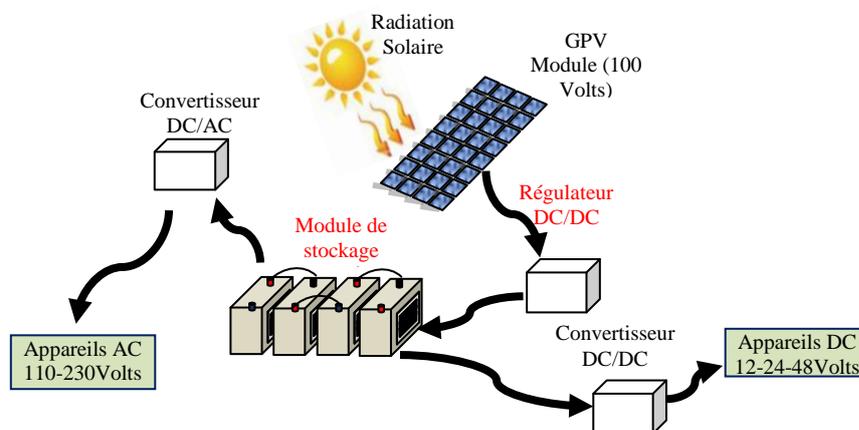


Figure 1.1 Schéma générale d'une installation PV autonome.

1.2.2. Les Systèmes Hybrides (Hybrid PV system)

Les systèmes hybrides, qui sont également indépendants des réseaux de distribution d'électricité, sont composés d'un GPV combiné à une éolienne ou à un groupe électrogène à combustible, ou aux deux à la fois. Un tel système s'avère un bon choix pour les applications qui nécessitent une alimentation continue d'une puissance assez élevée ; lorsqu'il n'y a pas assez de lumière solaire à certains moments de l'année, ou si on désire diminuer notre investissement dans les champs de modules photovoltaïques ou/et les batteries d'accumulateurs [1] [4].

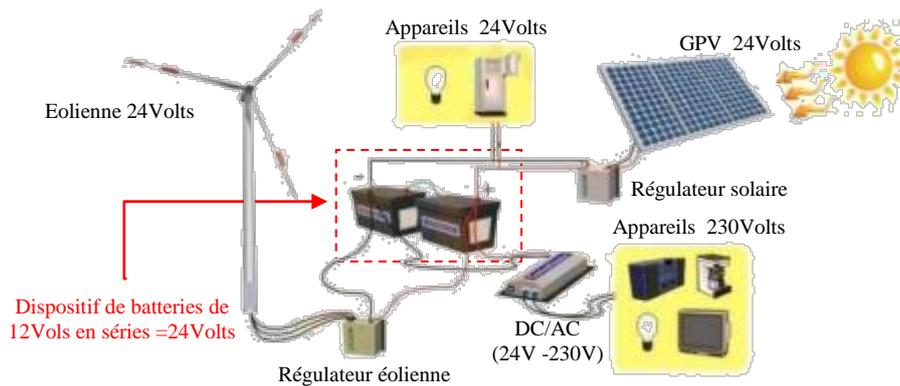


Figure 1.2 Schéma de raccordement d'une installation Hybride.

D'autres systèmes photovoltaïques peuvent aussi être considérés comme autonomes, c'est le cas du pompage solaire de l'eau pour irrigation ou consommation potable. On peut aussi les considérer comme hybrides si l'installation combine le système avec d'autres sources d'énergie électrique.

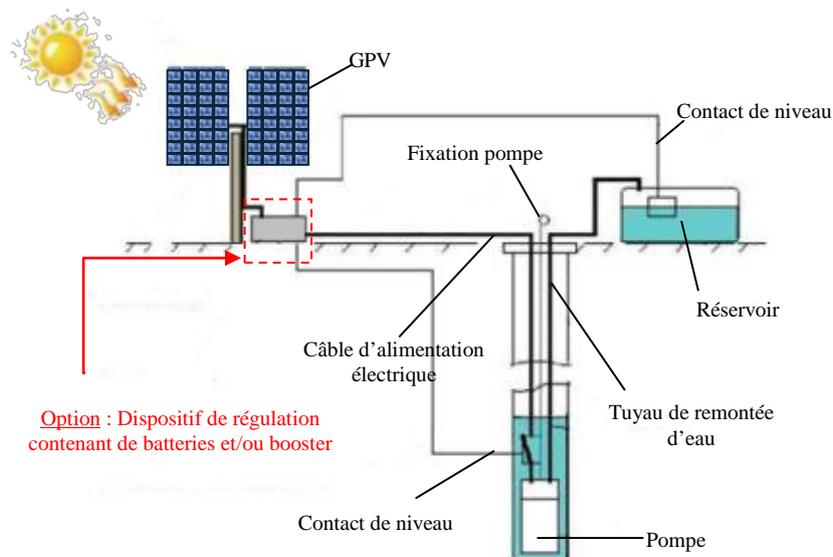


Figure 1.3 Schéma d'une installation autonome de type pompage d'eau solaire.

1.2.3. Les Systèmes connectés au réseau (Grid-connected PV system)

Les systèmes de production d'énergie photovoltaïque connectés à un réseau sont les résultats de la tendance à la décentralisation du réseau publique d'électricité. L'énergie électrique est produite plus près des lieux de consommation et non pas seulement par de grandes centrales thermiques ou hydroélectriques. Au fur et à mesure que l'utilisation de ce système, non centralisé, se propage, la nécessité d'augmenter la capacité des lignes de transmission et de distribution sera réduite d'où l'avantage.

Un système connecté à un réseau, produit sa propre électricité et achemine son excédent d'énergie vers le réseau, auprès duquel il s'approvisionne au besoin ; ces transferts éliminent le besoin d'acheter et d'entretenir une batterie d'accumulateurs. Il est toujours possible d'utiliser ceux-ci pour servir d'alimentation d'appoint lorsque survient une panne de réseau [1].

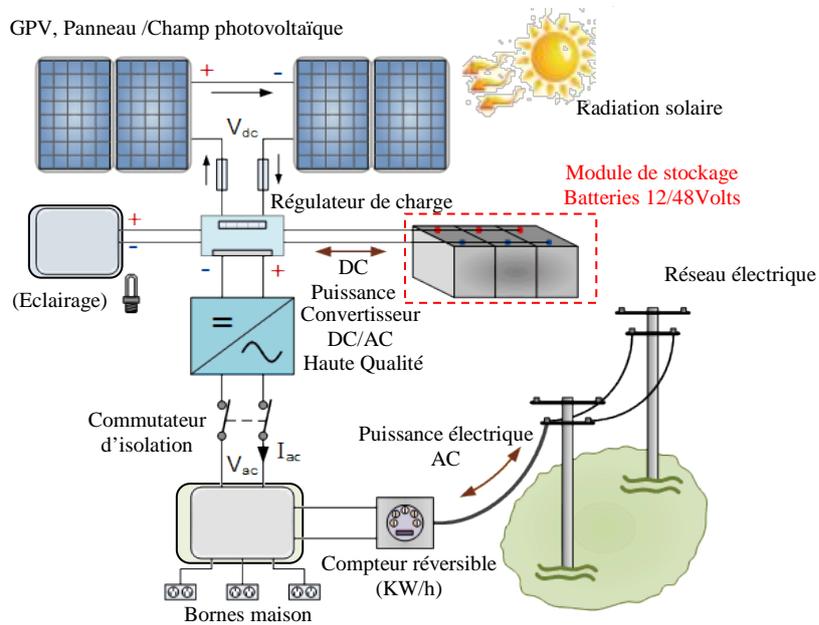


Figure 1.4 Schéma d'une installation PV connectée au réseau, avec batteries

1.2.4. Les Systèmes spatiaux

Lors du dimensionnement des systèmes d'alimentation en énergie, selon le bilan énergétique d'une mission spatial par exemple, la technologie photovoltaïque s'impose comme solution de priorité, par sa compétitivité technico-commerciale et sa durabilité dans un environnement exigeant comme l'est celui du spatial [6] [8]. Historiquement les systèmes photovoltaïques ont été des choix réalistes dans ce domaine et leurs avancées scientifiques et technologiques ont émergé de ce côté-là. En conséquence, une partie plus exhaustive sera attribuée aux systèmes spatiaux afin d'apporter un plus à cet état d'art et expliquer l'envergure des différents modules d'un système photovoltaïque à travers des missions types.

1.2.4.1. Les Sous-systèmes du satellite

Depuis le début de la conquête spatiale jusqu'à nos jours, les module constituant les satellites ont vu des grandes évolutions, toute fois le principe adapté pour les subdivisions en sous-système est resté inchangé ; on prend l'exemple des satellites pour bien l'illustrer.

Comme présenté par la Figure 1.5, les satellites sont constitués, on général, de [6] [7]:

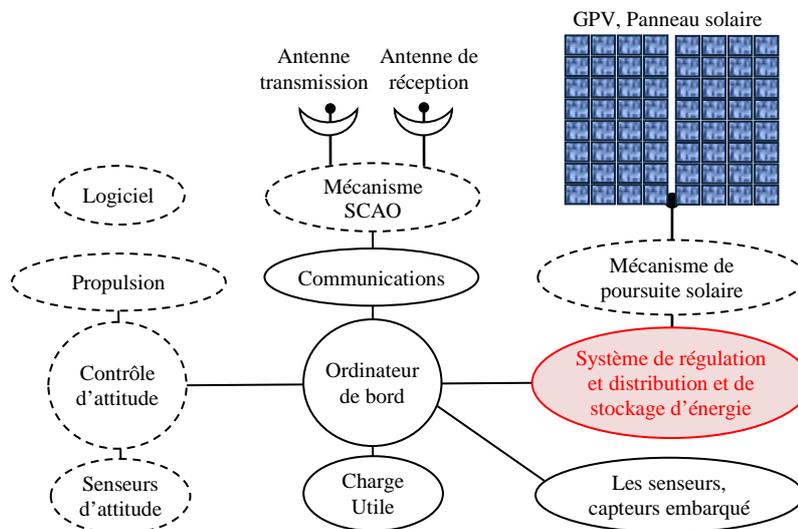


Figure 1.5 Les sous-systèmes d'un satellite

- **Sous-système de communication et traitement des données** : il assure la fonction de réception des informations dites télécommandes (TC) transmises de la station sol (CGS), la fonction d'envoi de la télémétrie des équipements satellite (TM) vers le CGS. Et le plus utile est d'envoyer les données de la mission (image, télévision, géolocalisation,...etc.) enregistrées ou en temps réel.
- **Sous-système du control d'orbite et d'attitude (SCAO)** : il permet de déterminer la position exacte du satellite et de la contrôler pour pouvoir donner un pointage précis, selon la mission, pour les antennes, télescope ou autre.

- **Sous-système d'alimentation électrique :** (power sub-system) il a pour rôle de produire, stocker, conditionner et contrôler ainsi que distribuer l'énergie à tous les autres équipements des sous-systèmes du satellite. En majorité, ce sous-système est constitué des différents modules du système photovoltaïque (panneaux solaires avec les mécanismes d'orientation solaire, batteries, harnais de distribution d'alimentation électrique et modules de régulation de charge/décharge des batteries, régulateurs des tensions, convertisseurs DC/DC...etc.).
- **Sous-système du contrôle thermique :** vu les conditions extrêmes de l'environnement spatial ce sous-système maintiens la température des équipements à des limites spécifiées pour leurs le bon fonctionnement en opération. Il peut y avoir des radiateurs passifs (SLI, MLI, SSM) ou contrôle active à la base de réchauffeurs, thermistances, thermostats régulateur de température. Le système est dimensionné par rapport à la dissipation moyenne des composants d'électroniques de puissance sur satellite, l'apport thermique externe qui vient du soleil, le rayonnement solaire reflété par la Terre (albédo), et les rayonnements infrarouges venus de la Terre.
- **Sous-système de propulsion :** par le biais de ces Thrusters, il est capable de produire des poussées sur les 3 axes permettant ainsi le contrôle lors de la correction d'orbite ou maintenir une dynamique satellite au-dessous des niveaux acceptés ou cours de la mission. Souvent le système utilise un mélange de gaz (hélium ou nitrogène) stockés dans des réservoirs sous pression régulée et comme ergol liquide de l'hydrazine.
- **Structure mécanique :** la structure satellite est souvent faite d'aluminium ou magnésium, il peut y avoir aussi recours à des composites. Elle est constituée d'un assemblage de barres, articulations, systèmes amortissements, systèmes de séparation et murs. Offrant ainsi, une plateforme pour monter les différents équipements et installations. Elle assure aussi la protection de certaines installations des perturbations engendrées lors du lancement ou lors de la mise en orbite (panneaux solaire, télescope, antennes...etc.). La structure est une protection contre les interférences électromagnétiques (EMI), du déploiement non planifié et elle présente pratiquement le 1^{er} bouclier contre à l'environnement spatiale (éruption solaire, vent solaire,...).

1.2.4.2. Mission satellite :

Le 1er satellite artificiel « Sputnik-1 », lancé en orbite basse (LEO) par les soviétiques le 4 octobre en 1957, un système photovoltaïque n'était pas nécessaire car plus compliqué, il multipliait les risques d'échec. Vu que la mission se limiter à mettre un engin de test en orbite, Spoutnik-1 avec son 58cm de diamètre pesant environ 83Kg et ces quatre antennes-fouets liées à deux émetteurs radio de 1W va émettre en orbite pendant 21 jours un signal radio de fréquence comprise entre 20.005 et 40.022 MHz, donnant ainsi son célèbre « bip-bip ». Ce dernier

s'autoalimentait directement par batterie non rechargeable de « **Zinc-Argent** » [6] [4].

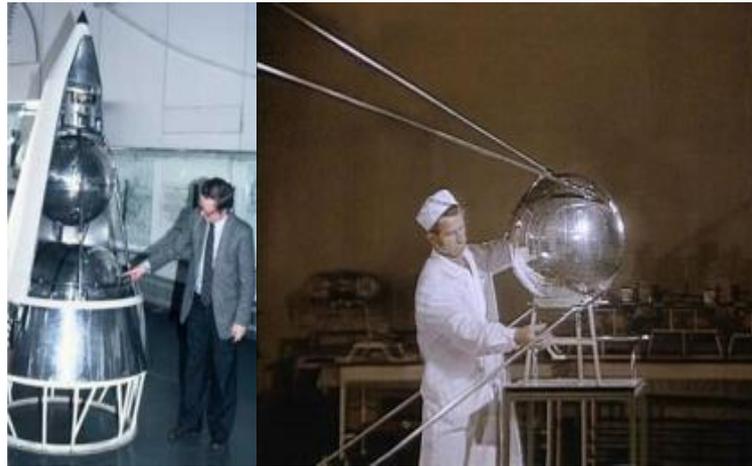


Figure 1.6 Spoutnik-1, le 1er satellite artificiel

La technologie photovoltaïque a fait ses débuts par le spatial, et a été utilisée pour alimenter en énergie la majorité des missions d'exploration de l'espace lancées jusqu'à ce jour. En 1953 par une parfaite application, développée dans les laboratoires de Bell aux Etats-Unis, intégrée dans le 1er satellite alimenté par des cellules solaires « Vanguard-1 » et lancé le 17 mars en 1958. Vanguard-1 avait 8 petits panneaux solaires, chaque panneau contient 6 cellules solaires de surface (2cmx0.4cm), liées en séries pour produire 50mW avec un rendement de 8%. [4]

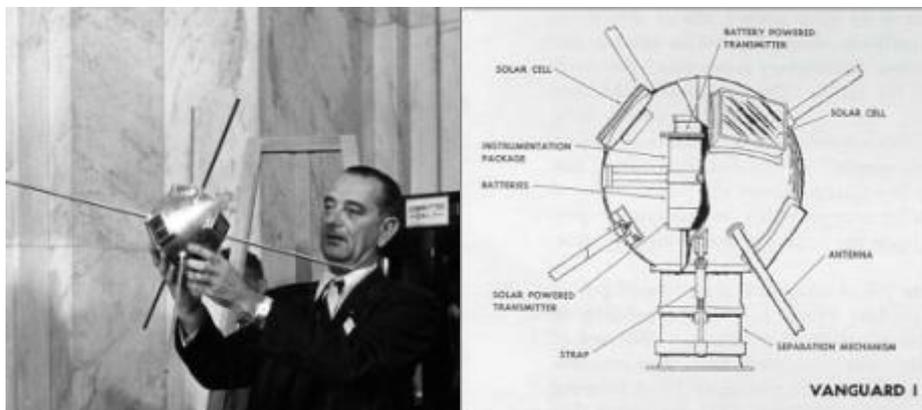


Figure 1.7 Vanguard-1, le 1er satellite avec un système PV

Comme aboutissement de la technologie photovoltaïque dans les applications spatiales, la station spatiale internationale « ISS », avec une longueur de 108 m, 80 m de largeur et 30 m de hauteur et a une masse d'environ 456,279 tonnes, peut être considérée comme la plus large et la plus complexe installation photovoltaïque, jamais construite dans l'espace. Cette station est la contribution des efforts de 16 partenaires internationaux. [6] [4]

L'ISS a pour mission de faire avancer et comprendre :

- La Terre, visible à 75% de sa surface depuis la station,
- L'effet d'exposition, à long terme, de l'homme à la microgravité,

- la science des matériaux et des nouveautés médicinales.

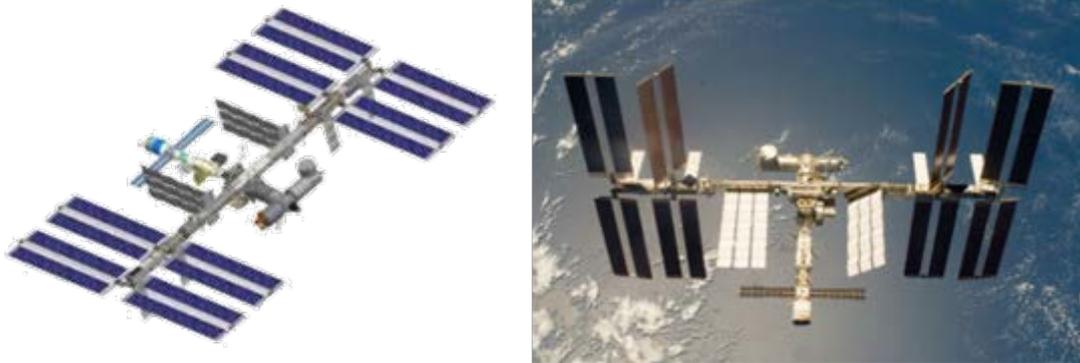
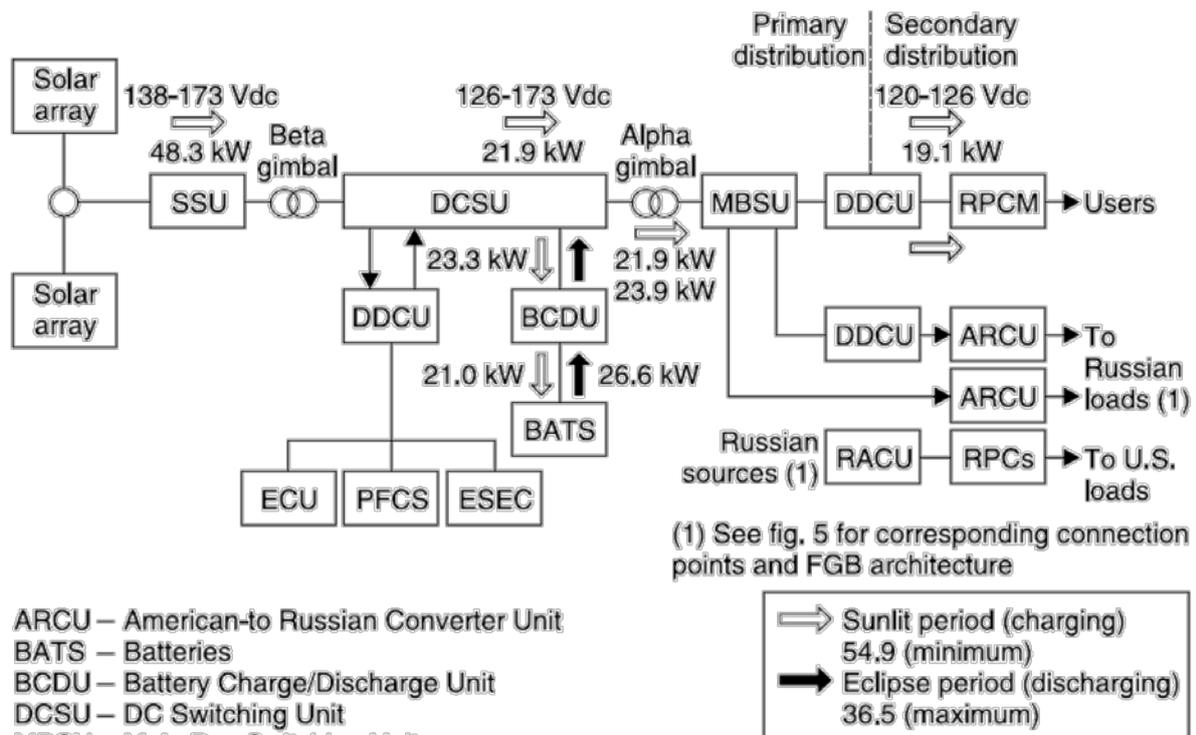


Figure 1.8 ISS, la station spatiale internationale [7]

Son système photovoltaïque se compose de 4 modules photovoltaïques de puissance (PVPM) qui produisent environ 256KW grâce à des panneaux solaires qui s'étend sur 2500m², leurs tension d'opération est de 160V DC. Durant la phase d'obscurité de l'orbite, la charge électrique est soutenue par 48 packs de batterie ; chacune de 38 cellules de type « Ni-H2 » offrant une capacité de 81Ah, elles sont arrangées pour donner une tension continue de 120V, fonctionnant avec une profondeur de décharge (DOD) pouvant atteindre les 35%. Ainsi, le système PV du ISS est dimensionné pour que les batteries aient une durée de vie de 5ans soit 40 000 cycles de charge/décharge cycles et les PVPM de 15ans. [6] [7]



ARCU – American-to Russian Converter Unit
 BATS – Batteries
 BCDU – Battery Charge/Discharge Unit
 DCSU – DC Switching Unit
 MBSU – Main Bus Switching Unit
 RACU – Russian-to-American Converter Unit
 RPCM – Remote Power Controller Module
 SSU – Sequential Shunt Unit

Figure 1.9 Diagramme du système de gestion et distribution de l'énergie électrique produite dans l'ISS

1.3. Générateur photovoltaïque

Un générateur photovoltaïque est un ensemble de cellules solaires connectées électriquement en série et/ou en parallèle pour générer le courant et la tension désirés. Comme détaillé dans §1.2, Selon l'application un GPV peut évoluer d'une simple chaîne, module, panneau jusqu'à atteindre le niveau d'un champ photovoltaïque (Figure 1.10).

Les connections en série de plusieurs cellules augmentent la tension pour un même courant, tandis que la mise en parallèle accroît le courant en conservant la tension. Il est possible que le courant d'une cellule puisse dépasser les 3A. Toutefois la tension reste faible ; il devient évident le recours à la connexion en série pour avoir une tension exploitable.

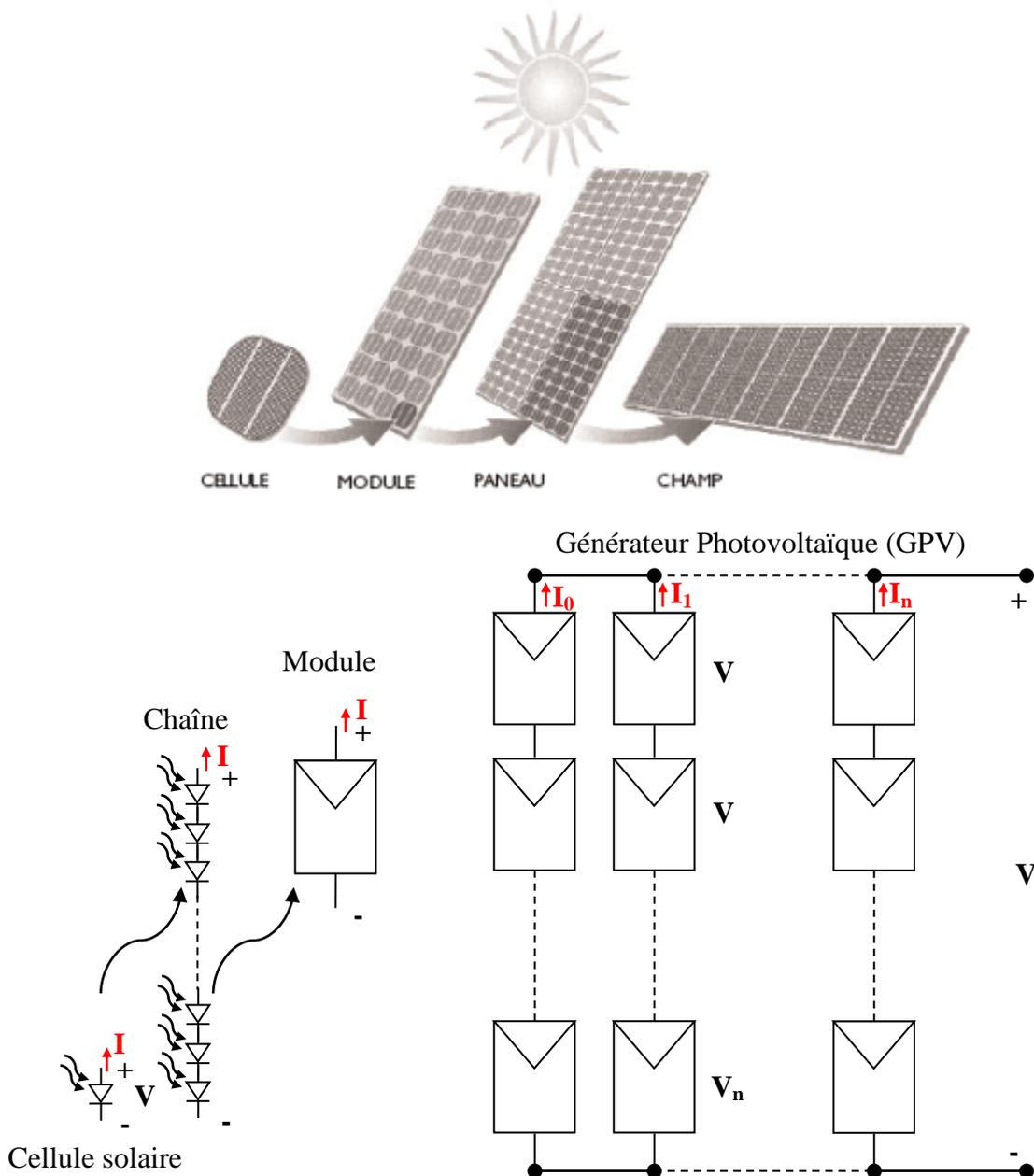


Figure 1.10 Notion de cellule, de module, de panneau photovoltaïque.

1.3.1. Cellules solaires

Au cœur de tout système photovoltaïque se trouve une cellule solaire appelée aussi cellule photovoltaïque. Comme présenté par la Figure 1.11-a, son comportement est celui d'une photodiode qui fonctionne sans polarisation extérieure. En convertissant la lumière directement en électricité la cellule débite un courant dans une charge (Figure 1.11-b). D'où son effet de générateur de courant continue (figure 1.03-c) ; elle a une grande surface et présente de tension de claquage inverse très faibles.

De point de vue physique (Figure 1.11-d), la cellule PV se compose d'une jonction PN⁺ très proche de la surface éclairée où la zone N est très dopée pour réduire la résistance en série, et la zone P est relativement dopée. Le contacte métallique supérieur à une forme spéciale pour réduire l'absorption de la lumière suivi d'une couche de passivation [1] [9]. D'autres concepts développés sont aussi utilisés, comme c'est le cas des applications spatiales [2] [3] [10].

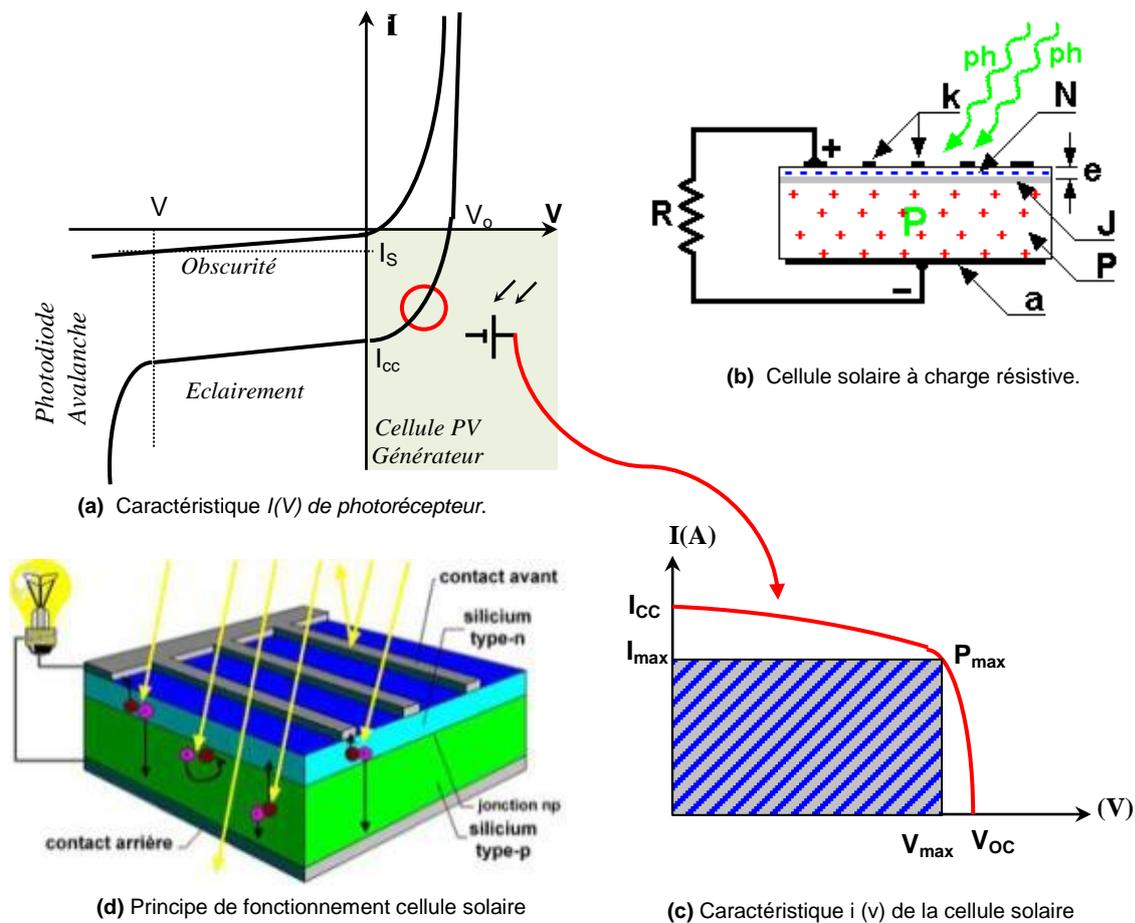


Figure 1.11 Cellule photovoltaïque en opération

1.4. L'intérêt de travailler sur batteries

Selon un recensement [11] illustré par la Figure 1.12, le sous-système d'alimentation électrique d'un satellite (Electrical Power System) représente entre 20 à 30 % de sa masse totale. Sachant que le prix du lancement représente entre 25 et 70% du prix du satellite [12] [12], il devient plus clair que pour réduire le cout d'investissement d'un programme spatiale il va falloir voir à la baisse du poids de ces différents modules et composants (batterie, panneaux solaire, module de contrôle et/ou distribution électrique...) en optimisant leur rendement, leurs durée de vie, et leurs habilité à l'environnement spatial. Des efforts de recherche et de développement sont menés pour aboutir à des technologies durables en toute sécurité, capable de fonctionner dans le vide à des températures extrêmes et sous des radiations spatiales [8]. Par l'identification des paramètres internes des batteries, notre approche est une contribution à la compréhension des phénomènes agissant à la dégradation des batteries et à l'optimisation des méthode de charge et de décharge afin de mieux exploiter leurs capacité et augmenter leur durée de vie.

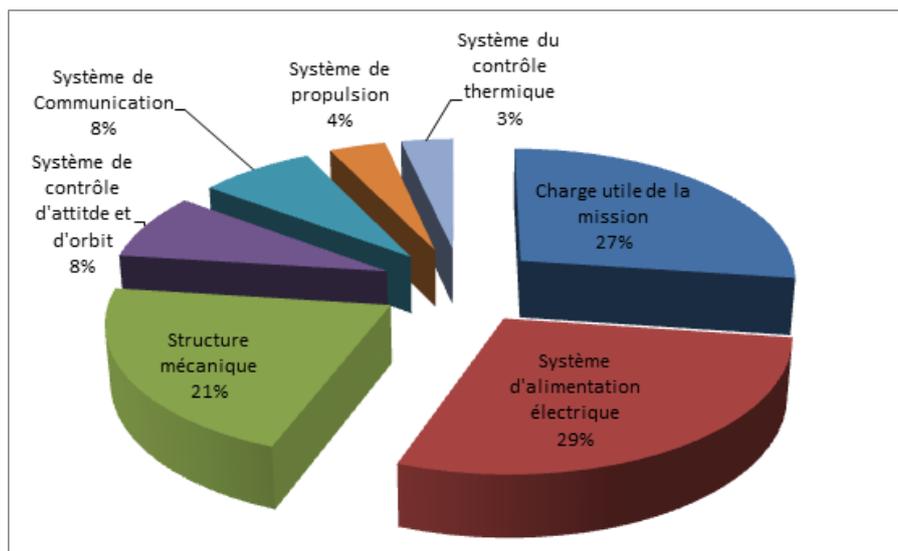


Figure 1.12 La distribution de masse dans un satellite [11]

1.5. Conclusion

Selon l'illustration qui y a précédé, le stockage d'énergie électrique (batterie) pour un système fonctionnant à l'énergie photovoltaïque est quasi-indispensable. De ce fait s'impose tout développement apporté dans le domaine. Les contributions à apporter, dans notre cas, touche ce système de stockage pour différentes applications photovoltaïques. En conséquence, il est nécessaire de faire une étude exhaustive couvrant les types des batteries utilisées (Plomb-acide, lithium-ion, nickel-cadmium...); cette dernière va permettre, de cerner les divers phénomènes gouvernant les batteries et par la suite, d'adapter les méthodes d'identification adéquates et d'interpréter les résultats obtenus.

Chapitre 2

Les Batteries

2.1. Introduction

Depuis la 1^{ère} mise au point par Gaston Planté en 1859 d'une batterie rechargeable au plomb-acide¹, les batteries ont révolutionné la façon de stockage de l'énergie. De nos jours elles ont permis une très grande mobilité et indépendance pour des secteurs condamnés auparavant, à être fixe (g.e, Télécommunication, instruments de mesure, appareillages médicales...etc.) ; d'autres parts, les batteries sont des solutions inéluctables pour l'aéronautique, le spatiale (lanceurs, satellites) et nouvellement pour les Smartphones, tablettes et les véhicules électriques (EV) [13] [14] [15] [16] [17].

De base, une batterie est un dispositif qui convertit de l'énergie chimique, stockée dans ces matériaux actifs, en une énergie électrique par le moyen d'une réaction électrochimique d'oxydoréduction (redox).

Par l'encouragement quasi-mondiale du développement durable et l'exploitation des énergies renouvelables pour se substituer aux autres formes d'énergie (énergies fossiles, nucléaire,...), les batteries (accumulateurs) sont mises en valeurs comme une solution de stockage d'énergie qu' on peut récupérer aisément sous une forme électrique par une phase provoquée de décharge, et par la suite la régénérer lors d'une phase de charge. Les batteries d'aujourd'hui ont l'avantage d'être recyclées [18] car la majorité des composants constitutants sont récupérables à leurs fins de vie (EOL) et peuvent être réutilisés pour en fabriquer d'autres. Toutefois, pour certains, elles ne sont pas biodégradables [19].

Tel qu'il a été décrit au chapitre premier, la technologie des accumulateurs s'adapte selon les applications. On trouve les accumulateurs au plomb-Acide en 1^{er} plan, à 65%, du Marché Mondiale des batteries, vues leurs implication dans le domaine de l'automobile, les applications industrielle de traction et dans les installations énergétique isolé et de secours. Une autre technologie, le « Nickel-Cadmium » a dominé les applications portables et aérospatiales. Pour plus de performances avec des batteries encore plus légères et moins volumineuses, des travaux de recherche ont été menés, permettant la mise en œuvre d'autres couples comme (Nikel-Métal-Hydrure et Nikel-Hydrogène). Aujourd'hui, l'ensemble des batteries se retrouve tacler par des technologies récentes prometteuses à base du lithium-ion.

Les caractéristiques technologiques des batteries ainsi que les phénomènes chimiques gouvernant leurs fonctionnements sont communs pour l'ensemble des systèmes électrochimique. Dans ce sens, on regroupe les parties traitant les structures, les principes et le contrôle de charge et/ou décharge. Par d'autres parties, on souligne les spécificités de chaque batterie. Ce chapitre englobe, les différents types de batteries et leurs classifications. Avec plus de détail on aborde les accumulateurs communément utilisées, tout en essayant d'identifier et modéliser les phénomènes et les paramètres impliqués dans l'évolution de leurs état, depuis le début de vie (BOL), durant le stockage et l'utilisation jusqu'à la fin de vie (EOL).

¹La 1^{ère} batterie mise en œuvre était une batterie non rechargeable, parAlessandro Volta en 1800.

2.2. Classification des batteries

Les batteries se regroupent sous deux grandes classes : accumulateurs primaires (non-rechargeable) et autres secondaires (rechargeable), on distingue aussi d'autres genres de classifications basées soit sur une structure particulière (conception technologique) ou un domaine d'utilisation bien défini. [13]

2.2.1. Batteries primaires

Elles sont dans l'incapacité d'être chargées électriquement. On les utilise qu'une seule fois, après on doit les changer car les réactions chimiques qui les gouvernent sont irréversibles, sans oublier leur prix relativement élevé ; tout de même les batteries primaires sont très commodes pour certaines applications : lampe à torche, appareillage d'instrumentation, jouets et lanceurs dans le domaine spatiale [20] [19].

Les avantages principaux d'une batterie primaire sont : une énergie spécifique² très élevée, durée de vie appréciable, aucune maintenance à prévoir, et une facilité d'utilisation.

2.2.2. Batteries secondaires

Une batterie secondaire est un dispositif électrochimique destiné à emmagasiner de l'électricité pour la restituer ensuite à la demande. Ce genre de batterie peut être chargée électriquement une fois déchargée par le passage d'un courant électrique à travers ces électrodes en sens inverse du courant de décharge. C'est ce qui lui donne son aspect de dispositif de stockage d'énergie électrique connue sous le nom '**Accumulateur**'.

1^{app}. Les applications où les accumulateurs sont utilisés comme un moyen de stockage d'énergie, sont généralement connectés à une source électrique pour être chargé (alternateur, réseau électrique, système GPV...etc.), et une charge qui consomme l'énergie délivrée par l'accumulateur en régime de décharge, exemple : voiture, installations électriques en avion, satellite, alimentation de secours non interruptible (UPS).

2^{app}. Dans ce cas ils sont utilisés à la place des batteries primaires en régime de décharge ; avec l'avantage d'être rechargeable plusieurs fois (cycles) plutôt que jetable. A titre d'exemple, on distingue que ce choix se fait pour certains étages du lanceur afin de couvrir les phases des essais de pré-lancement et aussi pour éviter de les changer en cas de retard du lancement [13] [20] [19]

2.3. Structure de la batterie

La batterie se compose de plusieurs cellules (élément) électrochimiques. Bien que les termes batterie et cellule soient souvent utilisés l'un pour l'autre, les cellules

²L'énergie spécifique (watt-heure /Kg ou watt-heure /g) : est le maximum d'énergie qui peut être livrée par un système électrochimique par rapport à son poids.

sont des modules (blocs) avec lesquelles les batteries sont construites³. Les cellules sont assemblées selon des structures prismatiques, cylindriques ou autres pour finir par avoir le module élémentaire ou la batterie spécifique en tension, en courant et en durée de vie à standards ou à notre application, (voir annexe B).

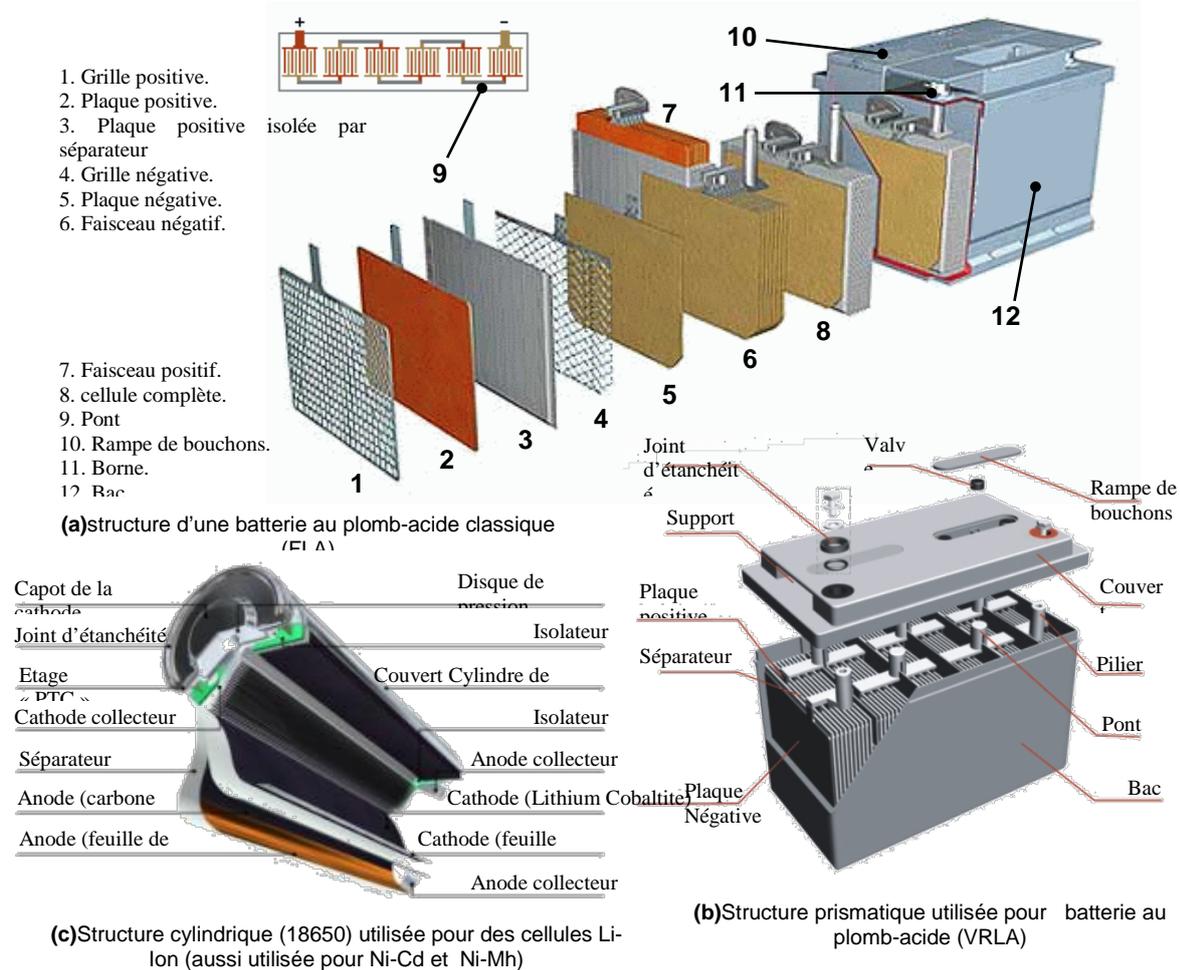


Figure 2.1 Vue éclatée des différents éléments d'une batterie

Les constituants essentiels d'une batterie sont :

- **La cellule galvanique** : qui est le bloc électrochimique de base dans une batterie, composé d'un ensemble de plaques positives et négatives divisées par des séparateurs, immergées dans la solution d'électrolyte et incluses dans un bac. Chaque cellule possède une tension nominale de 2.1Volts pour une batterie au plomb par exemple, ainsi il y'a six cellules en série dans une batterie au plomb de tension nominale 12 Volts. (cf. Figure 2.1-a)

³ A titre d'exemple, On se base sur les batteries au Plomb-Acide pour essayer d'expliquer, en 1^{er} temps, la structure générale d'une batterie.

- **Les matières actives** : qui forment les plaques positives et négatives. L'énergie libérée lors de leurs réactions (chimique), permet la production d'énergie électrique. Dans une batterie au plomb les matières actives sont : dioxyde de plomb (PbO_2) dans les plaques positives et le plomb (Pb) dans les plaques négatives.
- **L'électrolyte** : qui représente le Canal conducteur dans lequel sont plongées les plaques, et qui permet les échanges ioniques entre celles-ci. Dans le cas d'une batterie au Plomb-Acide ouverte, l'électrolyte est une solution d'acide sulfurique (30% H_2SO_4). Cet électrolyte peut être gélifié, comme c'est le cas des batteries au plomb-acide étanche (SLA), connues.
- **Les grilles** : dont le rôle dans une batterie est de soutenir la matière active dans la plaque, ainsi elle représente le support de cette matière afin d'assurer la distribution du courant. Dans une batterie au plomb, la grille est un alliage de plomb et d'antimoine ou bien de calcium. Ces deux derniers sont utilisés pour fortifier la grille au plomb.
- **Les plaques** : qui sont les éléments de base d'une batterie, composées de grilles et de la matière active, quelque fois appelées électrodes.
- **Les bouchons** : qui permettent le remplissage de la batterie et le départ des gaz formés pendant la charge pour les batteries ouvertes, à leurs places on peut avoir des valves dans le cas des batteries de type « VRLA ».
- **Les Séparateurs** : Ce sont des feuilles microporeuses dont le rôle est d'empêcher les courts-circuits entre plaques de natures opposées, ils complètent le soutien de la matière active.
- **Les bornes** : Relient la batterie au circuit extérieur.
- **Le bac** : Fabriqué avec des matériaux, très divers, isolants résistant à l'acide, par exemple le plastique, l'ébonite ou autres matières.
- **Le Commutateur « PTC »** : Cet étage est une protection interne pour chaque cellule, monté en série [21]. Sa résistance est très faible à une température et un courant nominaux. Durant une décharge excessive d'une cellule, sa température augmente et engendre une augmentation brusque de sa résistance qui limite le courant. Cette, technique, réversible est adoptée par des constructeurs pour certaines cellules cylindriques (Li-Ion, Ni-Cd et Ni-MH), (cf. figure 1.1-c)

2.4. Principe électrochimique

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

interactions. Le schéma de principe d'une cellule électrochimique est illustré par la Figure 2.2. [13]

Lors d'une décharge de l'accumulateur, la réaction d'oxydation qui se produit à l'anode libère un ou des électrons dans le circuit extérieur. Ces électrons circulent alors jusqu'à la cathode où ils participent à la réaction de réduction (gain d'un ou plusieurs électrons). Simultanément, les anions et les cations migrent dans la solution électrolytique entre les deux électrodes afin de préserver l'équilibre des charges. Lorsque l'anode est complètement oxydée (ou la cathode totalement réduite), ces réactions s'achèvent et la batterie est déchargée. Quant à la charge, elle est réalisée en appliquant un courant électrique aux électrodes afin d'engendrer les réactions inverses [22].

En décharge, l'anode est la borne négative de la batterie et la cathode est la borne positive. Par contre, en phase de charge l'électrode négative est la cathode et le positif est l'anode, les électrons circulant alors dans l'autre sens.

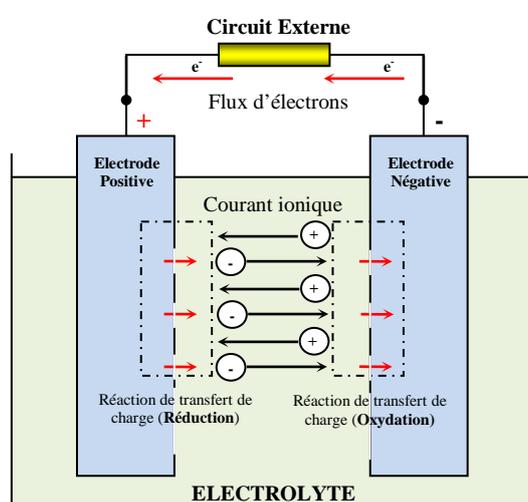


Figure 2.2 Cellule électrochimique de base.

2.4.1. Calcul de la tension aux bornes d'une cellule

La tension présente aux bornes des électrodes est fixée par l'énergie libre de réaction ΔG existant entre les produits et les réactifs (électrode). Lors des réactions aux électrodes, la valeur de l'énergie libre du système varie d'une quantité ΔG^0 (Joules) ; le potentiel d'un métal plongé dans une solution aqueuse contenant des ions de ce métal est dès lors liée au ΔG de la réaction de dissolution par la relation suivante⁴ : $\Delta G^0 = - n F E^0$.

Où « n » est le nombre d'électrons échangés lors de la réaction, F est la constante de Faraday et E^0 est le potentiel standard d'électrode.

Pour une cellule galvanique, on attribue à chaque demi-réaction sa propre valeur de « E^0 », comme illustré par le Tableau 2.1. La force électromotrice (EMF) de la cellule totale est alors la différence entre les potentiels des deux électrodes :

⁴Pour avoir une réaction spontanée ΔG^0 doit être négative et en conséquence E^0 doit être positive, c'est le cas du potentiel de la cellule en phase de décharge.

$$E_{eq}^{(cell)} = [E_{eq}^{(+)}] - [E_{eq}^{(-)}] \quad 2.1)$$

En absence de courant, il s'établit une relation d'équilibre statique entre le métal et ses ions, appelé l'équilibre statique de Boltzmann :

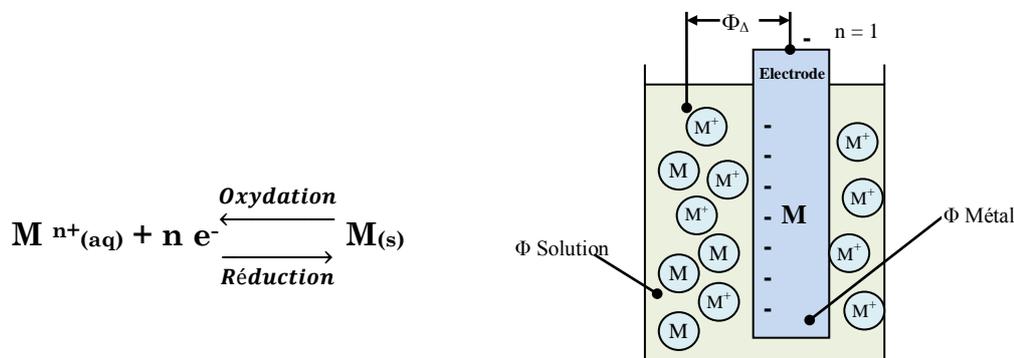


Figure 2.3 Potentiel d'interface « Φ_Δ »

Dans ce cas, Φ_Δ s'identifie comme le potentiel d'électrode E. Son sens (métal positif ou négatif par rapport à la solution) dépend de la nature du couple Mⁿ⁺/M et de la concentration en ions [Mⁿ⁺] dans la solution ainsi que de la température. Ces facteurs influencent E selon l'équation 2.2.

$$E_{eq} = E^0 + \frac{RT}{nF} \ln([M^{n+}]) \quad 2.2)$$

La tension « E_{eq}^(cellule) » à vide aux bornes de la cellule découle alors de celle des deux électrodes et elle est déduite de la valeur théorique E⁰ de la cellule à partir de la loi de Nernst, qui prend en compte les quantités restantes du réactifs lors de la réaction comme illustré par l'équation 2.3.

Réaction : a Ox₁ + b Réd₂ ⇌ c Réd₁ + d Ox₂

$$E_{eq}^{(cell)} = E^0 - \frac{RT}{nF} \ln \left(\frac{[Réd_1]^c [Ox_2]^d}{[Ox_1]^a [Réd_2]^b} \right) \quad 2.3)$$

- E⁰ = différence de potentiel standard pour un couple d'électrode, trouvée dans le Tableau 2.1;
- n = nombre d'électrons transférés dans la réaction d'oxydoréduction.

Réaction en Electrode « Demi-réaction »	E ⁰ (V)
Pb ²⁺ + 2e ⁻ ⇌ Pb	-0.13
PbSO ₄ + 2e ⁻ ⇌ Pb + SO ₄ ²⁻	-0.36
Pb ⁴⁺ + 2e ⁻ ⇌ Pb ²⁺	+1.67
Ni ²⁺ + 2e ⁻ ⇌ Ni	-0.23
NiOOH + e ⁻ ⇌ NiOH + OH ⁻	+0.48
Cd ²⁺ + 2e ⁻ ⇌ Cd	-0.40
Cd + 2 OH ⁻ ⇌ CdOH + 2e ⁻	-0.81
Zn ²⁺ + 2e ⁻ ⇌ Zn	-0.76
Li ⁺ + e ⁻ ⇌ Li	-3.01

Tableau 2.1 Potentiel des réactions en électrode de certains éléments, à 25C° [13]

D'autres facteurs aussi importants influent sur la tension d'une cellule causant une diminution de la tension de la batterie V_t . cette diminution est due à l'impédance interne de la batterie. En totale, cette impédance est la somme de la résistance ionique de l'électrolyte $R_{\Omega, elyt}$ (avec la séparation et la porosité des électrodes), la résistance électronique de la matière active, la résistance apportée par les collecteurs du courant et les bornes des cellules, ($R_{\Omega+}$) pour l'électrode positive et ($R_{\Omega-}$) pour l'électrode négative. Ainsi, à partir de la représentation de la Figure 2.4 et l'équation 2.1, le potentiel, le plus proche de la réalité, peut être formulé par l'équation 2.4. Les surtensions (η^a) sont aux niveaux des électrodes, lors du transfert de charges (charge et/ou décharge) un autre phénomène (η^c) lié au transfert de masse lors de la diffusion apparaît aussi.

$$V_t = E_{\acute{e}q} \pm [(\eta_+^a + \Delta\eta_+^c)] \pm [(\eta_-^a + \eta_-^c)] \pm I_b \sum R_{\Omega} \quad 2.4)$$

Lors d'un processus de charge les surtensions (η^a) et (η^c) sont positives sur l'électrode positive, et négative sur l'électrode négative. La situation est inversée pendant la décharge. La Figure 2.4 décrit l'évolution des potentiels entre les deux électrodes pendant une phase de charge.

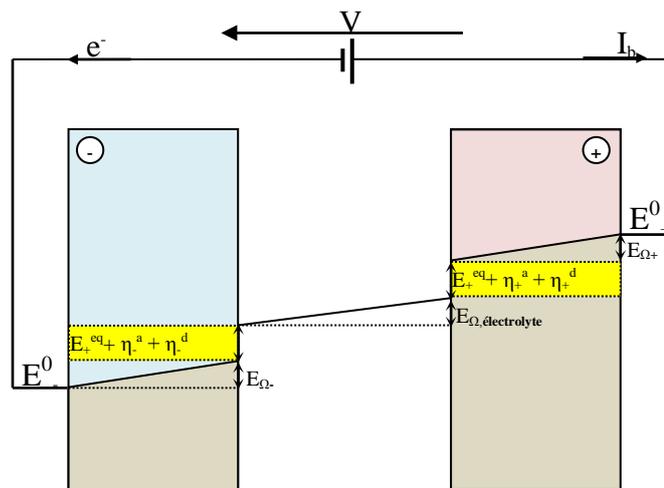
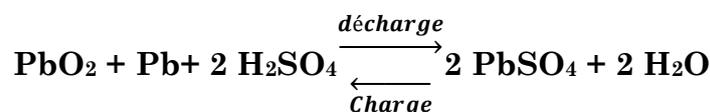


Figure 2.4 Diagramme de l'évolution du potentiel interne d'une cellule.

2.4.2. La batterie au Plomb-Acide

Sa technologie est bien maîtrisée et presque entièrement recyclable. Elle présente l'avantage non négligeable de présenter le prix de revient le plus faible parmi tous les types de batteries connus. Elle joue, vu son ancienneté et sa grande diffusion le rôle d'étalon pour évaluer les caractéristiques des autres batteries. Son fonctionnement se base sur la réaction d'oxydoréduction suivante :



PbO₂ est l'électrode positive **pôle (+)**, Pb l'électrode négative **pôle (-)** tant qu'en charge ou en décharge, son électrolyte est de l'acide sulfurique (H₂SO₄), (cf. figure 1.5)

➤ **Processus de décharge :**

Lors de la décharge, le plomb de l'anode s'oxyde en perdant deux électrons tandis que celui de la cathode en gagne deux lors de sa réduction. L'hydrogène apparu à l'anode et l'oxygène produit à la cathode se recombinent en eau (H₂O). Ces réactions sont résumées par les formules suivantes :

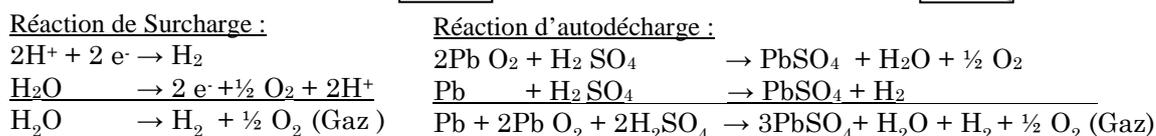
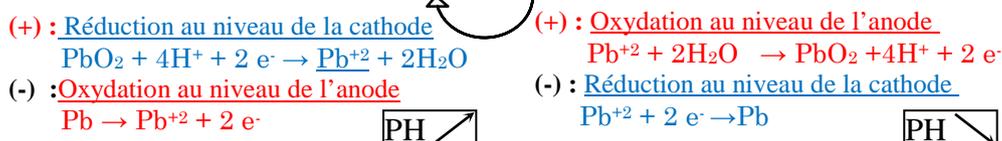
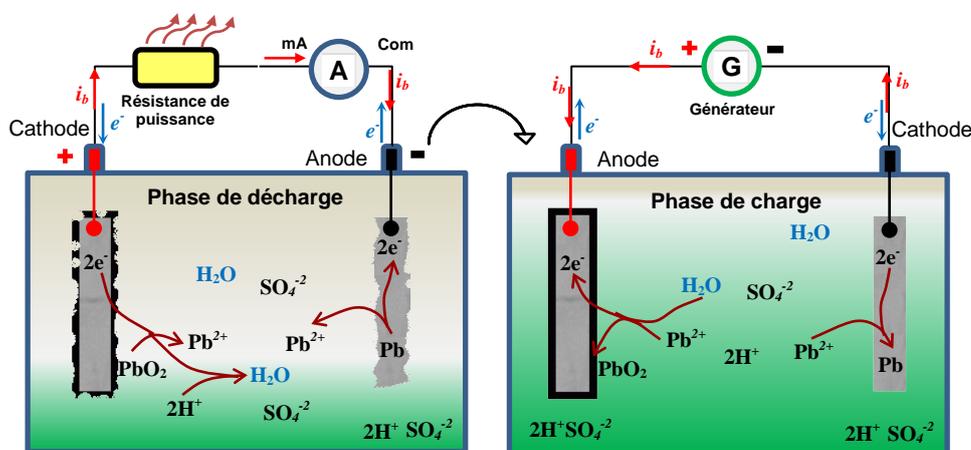
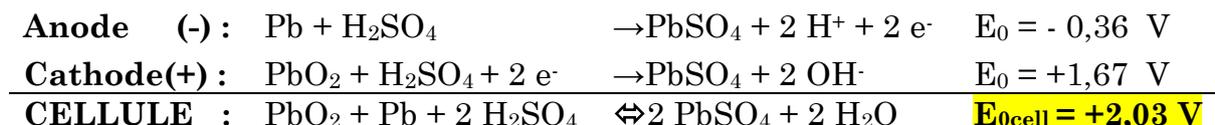
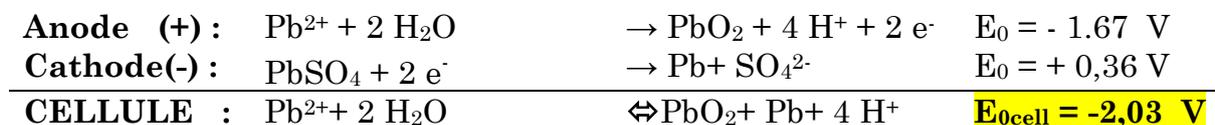


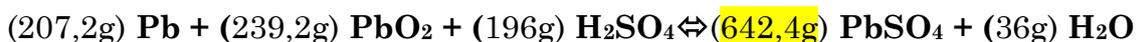
Figure 2.5 Diagramme des réactions chimiques dans la batterie Plomb-acide.

➤ **Processus de charge :**

Lors de la charge ce sont les réactions inverses des précédentes qui apparaissent car celles-ci sont réversibles. L'eau est alors décomposée à chaque électrode, c'est-à-dire que l'oxygène réagit au pôle positif avec le plomb tandis que l'hydrogène réagit avec l'acide au pôle négatif.



➤ **Capacité massique :**



$$C_{th} = n \times 26.8 \times \frac{E_0}{M_{active}}, \quad 2.5)$$

$$C_{th} = n \times 26.8 \times \frac{2.030}{0.6424} \approx 170\text{Wh/Kg} \quad 2.6)$$

Suivant la loi de Faraday, il faut « 3.86g » de plomb, « 4.46g » d'oxyde de plomb et « 3.66g » d'acide sulfurique pour obtenir **1Ah**. Théoriquement, un équivalent-gramme «équi-gram» de matière peut délivrer Un faraday « 1F = 96487C » et équivalent à 26.8Ah. Avec équi-gram est la masse molaire de la matière active divisée sur le nombre d'électron impliqué dans la réaction.

En réalité, ce résultat n'est jamais atteint pour multiples raisons. En effet, à côté des matières actives l'élément comportant un certain nombre d'accessoires, « grilles, bornes, connexions et bac » qui augmentent la masse de l'élément, sans prendre part aux réactions. De plus l'acide n'est pas employé pur mais en solution aqueuse et doit être présent avec un certain excès ; en conséquence les éléments actuels suivant leurs types ont une capacité massique effective de [13] :

$$C_{effect} = \alpha C_{th}, \quad \text{avec } \alpha = 0.17 \text{ à } 0.23 \quad 2.7)$$

$$C_{effect} = 30 \sim 40\text{Wh/Kg} \quad 2.8)$$

Au début, lorsque la cellule est chargée ; la tension est maximale et la gravité spécifique de l'électrolyte est maximale. Cette gravité spécifique représente la concentration de l'électrolyte (mélange eau/acide sulfurique) par rapport à l'eau pure qui est prise comme référence, et dont la gravité spécifique vaut 1. Ensuite, lors de la décharge les réactifs Pb et PbO₂ réagissent avec l'acide sulfurique et produisent de l'eau ainsi que du sulfate de plomb, La gravité spécifique de l'électrolyte diminue alors. Lorsque la cellule est déchargée ; la tension chute à ces bornes (baisse des concentrations dans l'équation de Nernst) et la gravité spécifique est minimale. Enfin, le processus étant réversible, ces phénomènes se produisent dans un ordre inverse lors de la recharge.

➤ **Dissipation de gaz 'Gassing' :**

Si la charge se poursuit au-delà de la charge complète, soit au-dessus de V_{cut_full} , où la majorité du PbSO₄ a été convertie en Pb et PbO₂, un autre phénomène apparaît qui est le « Gassing ». Il s'agit en fait d'une électrolyse de l'eau au niveau des électrodes due à l'oxygène et l'hydrogène qui ne peuvent plus réagir avec le plomb ou l'acide mais passent directement à la forme gazeuse, provoquant ainsi une perte d'eau. Ce phénomène peut être aussi provoqué lors de l'autodécharge, réaction secondaire que subissent les batteries en état de repos, Les réactions secondaires sont données avec la Figure 2.5.

2.4.2.1. Les batteries "classiques" ou ouvertes (FLA)

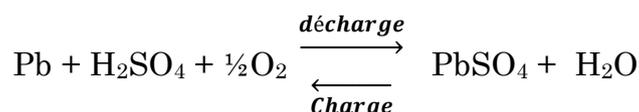
Pour ce type de batteries (Figure 2.1-a), la cellule n'est pas fermée, elle perd donc de l'électrolyte (composé typiquement de 65% d'eau et 35% d'acide sulfurique). En cas de « Gassing »; la batterie nécessite une maintenance. De plus, si cette maintenance n'est pas effectuée ; une partie de la matière active peut perdre le contact avec la grille ce qui engendre une diminution de la durée de vie [23].

2.4.2.2. Les batteries à soupape de régulation (VRLA)

Ces batteries sont un cas particulier des batteries à cellules fermées, dite batteries étanches (SLA), qui ne nécessitent pas d'entretien (cf. Figure 2.1-b). L'électrolyte de ces batteries, à quantité limitée (starved batteries⁵), est immobilisé sous forme de gel (ajout de silice à haute spécificité), ou encore retenue dans un séparateur en fibre de verre à haut pouvoir capillaire (AGM) [17] d'où l'avantage anti-renversement (spill-proof) tant convoité par les applications aéronautique et UPS. Les gaz produits durant le gassing restent donc « emprisonnés » dans le gel et diffusent à la surface de la grille négative, par la suite ils sont recombinaison durant la décharge. Par ce système l'épuisement d'eau et l'émission de gaz sont extrêmement faibles.

Ce système n'est fonctionnel que pour une phase de surcharge dite "normale" où le courant de charge I_b est dans une plage recommandée par le constructeur. Au-delà de certains régimes (e.g, C/3 et plus), la production des gaz (H_2 , O_2) devient plus rapide que le processus de recombinaison et en conséquence le système de diffusion est inefficace et commence à se débarrasser de cet excès de gaz.

La batterie VRLA dispose d'un design lui permettant de récupérer, lors de décharge, la majorité de l'oxygène généré par les cellules lors de la phase de surcharge.



Parmi les techniques adaptées pour la batterie VRLA, des grilles en Plomb-étain pure, utilisées par les fabricants pour minimiser l'évolution de l'hydrogène lors de la surcharge. Aussi pour leurs permettre de se recouvrir suite à une profonde phase de sous-décharge.

En pratique, chaque cellule dispose d'une valve (soupape) à la place des bouchons, permettant de contrôler la pression interne, afin de :

- maintenir une pression interne encourageant la recombinaison par l'emprisonnement des gaz dans l'AGM assez longtemps pour que la diffusion se mette en place.
- Relâcher l'hydrogène et éviter tout accident, avec une pression pouvant aller de quelques dixièmes d'atmosphère à quelque atmosphère.

⁵ Ses cellules contiennent peu ou pas d'électrolyte liquide, afin d'augmenter le taux de recombinaison des gaz.

Aussi, la plus part des VRLA's ont des bacs perméables à l'hydrogène pour éviter une accumulation non maîtrisée de ce gaz en dehors de l'AGM.

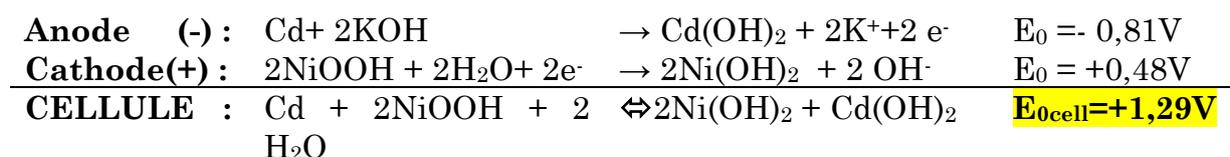
Par rapport aux batteries à plomb-acide classique, la batterie VRLA présente l'avantage d'avoir une longue durée de vie, une autodécharge faible, pouvant fonctionner à des températures basses et utiliser pour DOD atténuant les 80% grâce à l'AGM au lieu de 50% pour une batterie classique avec le même cycle de vie.

Vu leurs caractéristiques, les VRLA's sont utilisées pour des instruments portables et en télécommunication sous une forme de cellule cylindrique ou un ensemble de deux à six cellules assemblées en mono-bloque. D'autres formats sont réponsus comme prismatique pour les systèmes UPS ou prismatique-plat pour des applications aux besoins spécifiques [13].

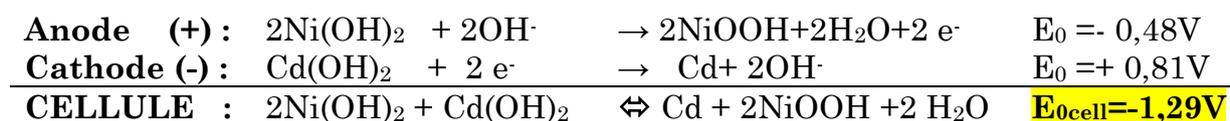
2.4.3. La batterie Nickel-Cadmium (Ni-Cd)

Le couple Nickel-Cadmium a été exploité pour la 1^{ère} fois en 1890 par Waldemar Junger, [20] mise en servie comme batterie au début du 20^{ème} siècle. Elle se base sur une électrode positive en NiOOH, l'électrolyte une solution alcaline (KOH à 22%) et l'électrode négative est en Cadmium (Cd).

➤ Processus de décharge



➤ Processus de charge



Durant la charge, l'électrolyse du H₂O est en compétition avec les réactions primaires. Pour une cellule ventilée (vented cell) les gaz sont dégagés ; pour une cellule étanche.

Selon les mêmes principes détaillés pour les batteries LA, La capacité est :

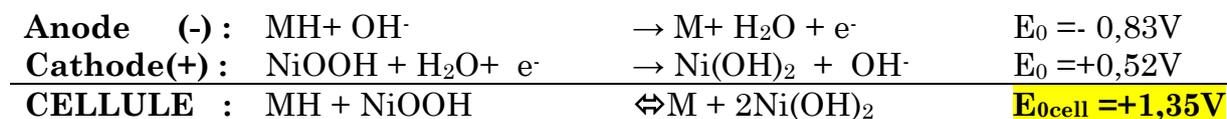
$$C_{th} \approx 217Wh/Kg \qquad C_{effect} = 45 \sim 65Wh/Kg \qquad 2.9)$$

2.4.4. La batterie Nickel-Métal-Hydrure (Ni-MH)

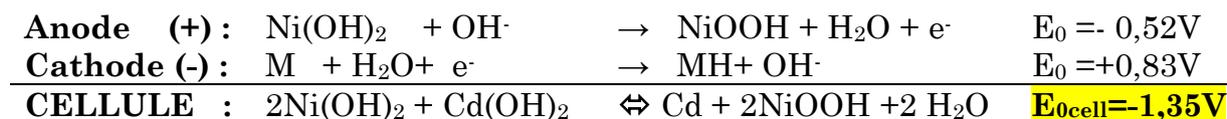
Afin de surmonter les limitations en capacité des batteries Ni-Cd, des recherches sur un nouveau couple Ni-MH ont commencé en 1967. L'accumulateur est composé d'une électrode positive à base d'hydroxyde de nickel (NiOOH). Dans l'électrode négative, Le Cadmium est remplacé par un composé intermétallique hydratable, nommé par convention (MH). Ces deux électrodes sont isolées

électriquement par une séparation. L'électrolyte utilisé est le même que pour le Ni-Cd.

➤ **Processus de décharge**



➤ **Processus de charge**



La capacité théorique (densité d'énergie massique) et celle effective sont :

$$C_{th} \approx 217Wh/Kg \qquad C_{effect} = 55\sim 80Wh/Kg \qquad 2.10)$$

Cependant, l'instabilité et l'incertitude sur le nombre de cycle du Ni-MH rencontrée à ses débuts, a conduit les scientifiques à développer une batterie pressurisée nickel-hydrogène (Ni-H₂) à la place. Aujourd'hui, NiH₂ est principalement une technologie spécifique à l'espace utilisée depuis 1975 pour les satellites géostationnaires. Sa densité d'énergie massique $C_{th} \approx 55 Wh/kg$ et sa longévité sont supérieures à celles de la batterie Ni-Cd, mais son utilisation reste complexe et coûteuse du fait du stockage de l'hydrogène⁶. Bien que la technologie du Ni-MH est devenue maîtrisable d'où par son utilisation dans divers applications portables ; cette dernière s'est vu, peu à peu, supplanter par la batterie lithium-ion [13] [19].

2.4.5. La batterie lithium-ion (Li-Ion)

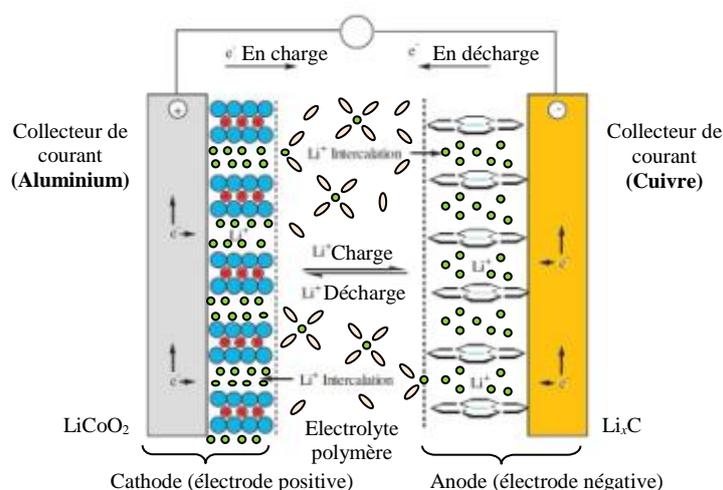


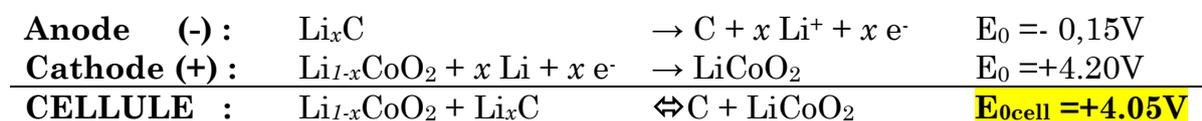
Figure 2.6 Structure d'un accumulateur Li-Ion [19].

⁶ Les cellules NiH₂ ont un autodécharge rapide d'où la nécessité de les recharger une fois le satellite sur lanceur, en cas d'un retard du lancement, cette activité est assurée par le lien ombilical du pad de tir le lanceur.

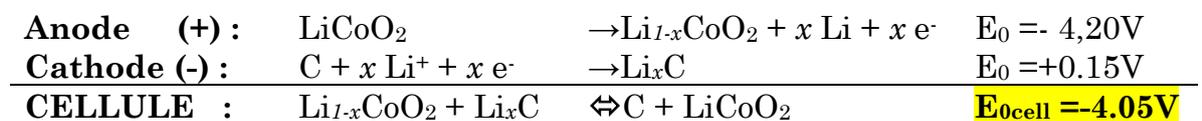
Vu les caractéristiques attractives du Lithium, léger (6.94g/mol) et forte densité énergétique théorique (3860 mAh/g), ce derniers à fait l'objet d'étude depuis les années 1950. Les 1^{ères} batteries commerciales en Li-Ion, ont vu le jour que depuis les débuts des 1990⁷. Aujourd'hui, plusieurs variétés sont disponibles, les plus répandu sont Lithium-Ion (Li-Ion) et Li-Polymères (Li-Po).

Afin de mieux comprendre l'électrochimie d'un accumulateur Li-Ion, la composition de la fameuse cellule de Sony (18650-HC) [24] [25] [26], répondue dans les applications spatiales [19], est décortiqué ci-après. Pour cette dernière le choix d'électrolyte repose sur un polymère sous forme d'un gel avec une bonne conductivité d'ions en lithiums (Li⁺), ainsi qu'une faible conduction électronique pour éviter de court-circuiter la cellule. Cet électrolyte est composé d'hexafluorophosphate de lithium (**LiPF₆**), un sel à forte conductivité ionique, dissout dans un mélange de solvants « carbonate de propylène et le carbonate d'éthylène(**PC-EC**) » connues par leurs forte constante diélectrique, aussi il est ajouté à ce mélange un copolymère de poly-vinylidène fluoride (**PVDF**) et poly-hexafluoropropylene (PHFP) [15]. Pour l'électrode positive en oxyde de métal le choix s'est orienté vers le composé lamellaire, le plus performant en termes de potentiel de fonctionnement et de capacité massique, qui est le dioxyde de cobalt (**LiCoO₂**)⁸, permettant ainsi la transition lithinée des (Li⁺). L'électrode négative est en carbone graphite dure (HC) qui assure une intercalation réversible (charge/décharge) des ions du (Li⁺) dans le réseau avec un minimum de changement au niveau de la structure [22] [27] [28].

➤ **Processus de décharge :**



➤ **Processus de charge :**



La capacité de la batterie selon ses deux formes, théorique et effective, est :

$$C_{th} \approx 320\text{Wh/Kg} \qquad C_{effect} = 120\sim 200\text{Wh/Kg} \qquad 2.11)$$

⁷ La 1^{ère} batterie Li-Ion commercialisée est une batterie Sony, en 1991.

⁸ D'autres matériaux sont aussi souvent utilisés, l'oxydes spinelles (LiMn₂O₄) ou les phosphates de fer (LiFePO₄)

2.5. Les paramètres d'une batterie

La diversité des domaines d'utilisation des batteries a imposé plusieurs types de critère qui sont utiles pour déterminer les performances d'une batterie à travers ces paramètres afin d'en classer les différents types des batteries suivant leur conformité aux exigences [29].

2.5.1. La tension

Le voltage est la tension aux bornes de la batterie V_t . Il est le paramètre le plus apparent et facile à déterminer. Différente référence de voltages sont définis :

- Tension théorique « E_{th} » : qui est en fonction des matières actives (Anode, Cathode et électrolyte) et la température, elle est déduite à partir de la loi de **Nernst**, équation 2.3.
- Tension nominale, « V_n » : (Nominal voltage) c'est l'une des tensions typiques, recommandée en mode de fonctionnement. Pour une cellule au plomb-acide « LA », la tension nominale est de 2.0V.
- Tension de fin de décharge, « $V_{Cut-off}$ »: (Cut-off voltage) quand la cellule (ou batterie) atteint cette tension elle a donc délivrée la majorité de sa capacité, elle est considérée comme vide. le fabricant estime qu'opérer au-dessous de cette tension dégrade la batterie car on est en phase de sous-décharge qui implique des réactions irréversibles. La tension de fin de décharge pour une cellule « LA » et « Li-ion » est de 1.75V et 2.5V respectivement.

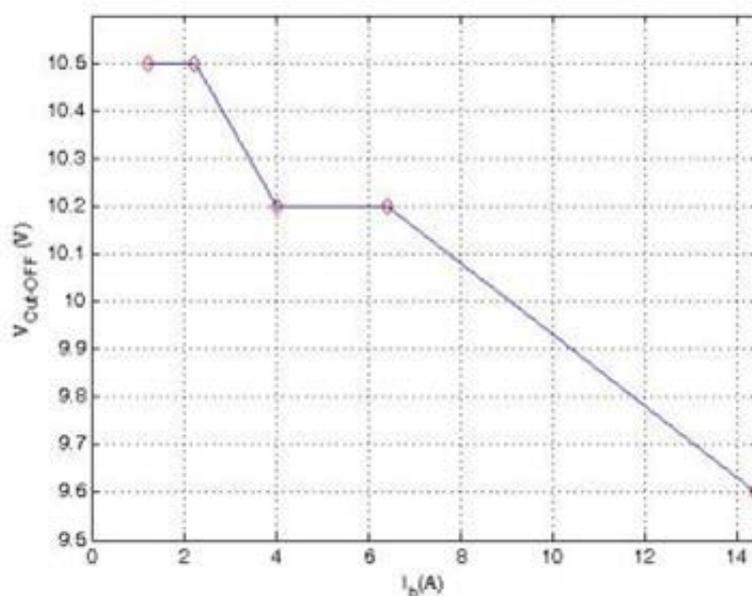


Figure 2.7 L'évolution de la tension $V_{Cut-off}$, batterie VRLA (YUASA 12V-24Ah).

- Tension de fin de charge, « V_{full} » : lorsque la cellule (ou batterie) atteint cette tension, elle récupère toute la matière active disponible et elle est considérée comme chargée. Des cellules « LA » et « Li-ion » sont pleinement chargées à 2.03V et à 4.2V respectivement.
- Tension à circuit ouvert « V_{oc} » : la tension mesurée de la cellule (ou batterie) sous aucune charge ($I_b = 0$), cette tension est directement liée à l'état de charge de la cellule (SOC) qui est à son tour liée à l'EMF. Dans ce travail, cette relation est interprétée selon différents modèles, voir §3.2. à tenir en compte que V_{oc} ne coïncide pas instantanément avec EMF et en conséquence pas avec SOC, pour avoir un rapport fidèle il va falloir ajouter un temps de relaxation pour la cellule après la charge et/ou décharge. Ce temps dépend de la température (T), du courant (I_b) avant le repos. D'autres formulations de la V_{oc} peuvent être utilisées pour mieux cadrer l'interprétation et le contrôle de SOC. Exemple : tension à circuit ouvert après stabilisation $V_{oc-F(x)}$ (Fully stabilized Open-Circuit), dans ce cas la diminution de V_{oc} ne doit pas dépasser $x = 0.25mV/cellule/heure$ pour que la tension mesurée soit considérée comme stable $V_{oc-F(0.25)}$. On peut avoir recours à d'autres formulations V_{oc-Fr} (Battery V_{oc} for a fresh battery) et V_{oc-ag} (Battery V_{oc} for an aged battery) pour adapter un profil (charge/décharge) en relation avec son âge dans le système.

2.5.2. La température

Quand le stockage est en service les températures T (C°) qui sont très hautes ou basses peuvent influencer fortement sur le fonctionnement de la batterie et par conséquent les autres paramètres. Selon les exigences des fabricants, les performances sont toujours à revoir par rapport à la plage d'opération lors du dimensionnement de notre système (capacité de la batterie, durée de vie, système de régulation et contrôle thermique...etc.), comme il est démontré ultérieurement, voir Figure 2.8.

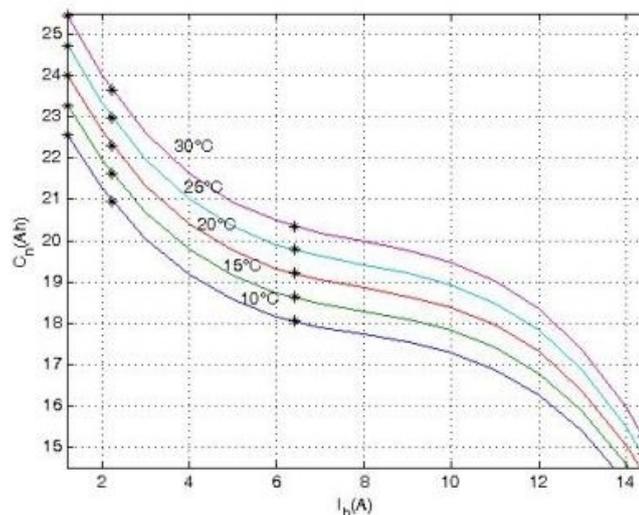


Figure 2.8 L'évolution de la capacité $C_n(T^\circ)$, batterie VRLA (YUASA 12V-24Ah).

Selon l'instrumentation qui équipe le module batterie en opération ou en test (thermistance-bac, thermistance par cellule, sondes installée sur électrodes, sondes interne ou/et scan infrarouge), différents notions et définitions de températures peuvent être exploitées pour assurer une régulation thermique, modélisation mathématique ou validation de modèles.

2.5.3. La capacité

- La capacité massique : c'est une forme de l'énergie spécifique, définie comme le rapport entre l'énergie disponible d'une batterie ou d'une cellule et son poids. Elle est exprimée en Wh/Kg. La Figure 2.9 présente la capacité massique (Wh/Kg) et une autre forme de l'énergie spécifique qui est la capacité volumique (Wh/L), la présentation est faite en surface et non pas en valeur singulière afin d'illustrer les performances des différentes technologies de batteries [13].

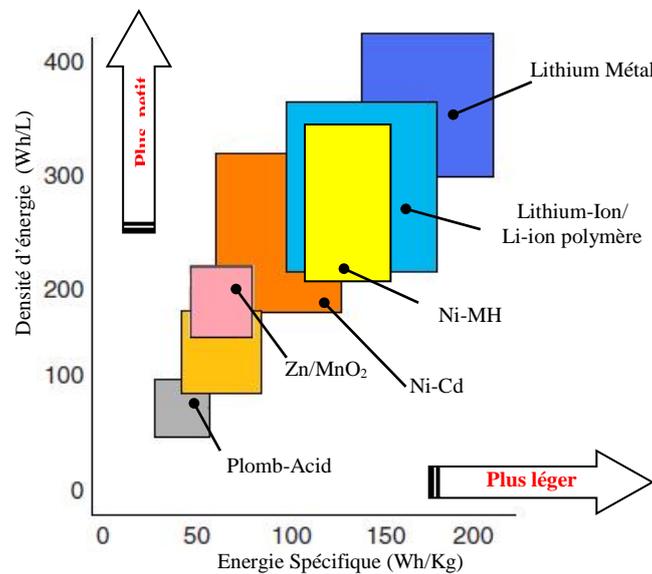


Figure 2.9 La capacité de stockage des différents types d'accumulateurs

La capacité nominale C_N : c'est la valeur de la capacité donnée par le manufacturier pour une des conditions d'opération préconisées (température T° définie, courant I_b et $V_{Cut-Off}$). On peut utiliser la formule empirique 2.12 élaborée par la commission internationale d'électrochimie (IEC) pour suivre l'évolution de la capacité par rapport à des conditions autres que celles données.

$$C_{N(T)} = C_{N(20C^\circ)} \times [1 + z(T^\circ - 20^\circ C)] \quad , \quad \text{avec } z = 0.006[K^{-1}] \quad \text{2.12)}$$

Donc pour une VRLA (YUASA NPL24V-12Ah) fonctionnant à $I_b = 1.2A$ et $T^\circ = 30C^\circ$ avec $C_{N(20C^\circ)} = 24Ah$ on aura une capacité de $C_{N(30C^\circ)} = 22,64Ah$.

Noter que le C-rate est un cas spécifique du C_N , adaptée à chaque courant I_b utilisé pour des applications exigeants d'autres profils.

- **C-rate (nC) :** Selon la loi mise par Charles-Augustin de Coulomb, une pile (batterie et/ou cellule) qui reçoit un courant de charge de 1A passe un coulomb (1C) de la charge à chaque seconde ; Donc après 10 secondes, 10 coulombs passent dans la pile. Lors de la décharge, le processus s'inverse. l'industrie actuelle utilise le C-rate pour évaluer le courant de charge et de décharge.

Une batterie évaluée à 1C, veut dire que pour une batterie de 1000mAh déchargée à un taux de 1C devrait fournir dans des conditions idéales 1A pendant une 1h. La même batterie déchargée à 0.5C devrait fournir 500mA pendant 2h, et pour 2C la batterie à 1000mA va délivrer un courant de 2A durant 30min. De ce fait, 1C est connu comme un taux d'une 1heure de décharge, 0.5C (½C) est un taux de 2heurs et 2C celui d'une demi-heure.

L'expérience a prouvé que pour différents taux (C-rate) appliqués, la capacité de la batterie n'est pas la même. Pour des taux trop élevés la capacité produite (ou récupéré) est moins que celle nominalement prévue « C_n », de cela le model Peukert a été proposé en 1897 pour décrire cette relation entre capacité et courant débité où :

$$i_b^n \times t = K \tag{2.13}$$

t : la durée de décharge, K : constante

n : la pente de la ligne adjacente de décharge, constante

La loi de Peukert peut aussi être écrite sous la forme de la capacité fournie par la batterie.

$$C = K / i_b^{(n-1)} \tag{2.14}$$

Pour notre batterie VRLA de YUASA, prévu de fonctionner pour une capacité nominale C_n=24Ah, le Tableau 2.2 illustre bien l'évolution de sa capacité (Q_{Total}) en fonction du courant I_b. En effet, Q_{Total} diminue à chaque fois qu'on augmente le courant de décharge ou charge (I_b). L'une des explications est que sur l'effet des courants élevés, une partie de l'énergie est convertie en chaleur par la résistance interne de la batterie. Les fabricants des batteries « LA » et dans ce cas YUASA conseillent d'utiliser ses batteries à un taux de 0.05C pour 20heurs de décharge, afin d'avoir et/ou récupérer 100% de capacité (C_N). Comme illustré dans le Tableau 2.2, à chaque taux (C-rate) on identifie un courant et une capacité réelle (C_n) pour une tension V_{full} et V_{Cut-Off}.

C-rate "nC"	I _b (A)	Q _{Total} (Ah)	V _{full} (V)	V _{Cut-Off}	temps
0.05C	1.20	C ₂₀ (24.0)	13.6V	10.5V	20h
0.1C	2.23	C ₁₀ (22.3)	13.6V	10.5V	10h
0.33C	6.4	C ₃ (19.2)	13.6V	10.2V	3h
1C	14.4	C ₁ (14.4)	13.6V	09.6V	1h

Tableau 2.2 Les caractéristiques d'une batterie VRLA (YUASA 12V-24Ah)

2.5.4. Phénomène d'autodécharge (self-discharge)

C'est la décomposition spontanée (sans intervention externe) des matières actives de la cellule d'un état chargé vers un état de décharge [20] [30]. Il est interprété comme une perte de l'EMF due à une fuite interne de courant (I_{sd}). Pour une batterie LA, ce phénomène est régi par la réaction secondaire de l'autodécharge présentée dans la Figure 2.5.

Selon différentes lectures, les batteries primaires sont les moins affectées par l'effet autodécharge, viennent par la suite les secondaires (batteries rechargeables), voir le Tableau 2.3.

Type de batteries	L'estimation de l'autodécharge
Primaire	10 % en 5ans
Plomb-acide	5% par mois
Ni-Cd	10~15% en 24heurs, après 10-15% par mois
Ni-MH	30% (avec une résistance faible et grand capacité massique)
Li-Ion	5% en 24heurs, après 1-2% par mois, >3% pour les circuits à protection

Tableau 2.3 L'autodécharge des différents systèmes de batteries

La Figure 2.10, illustre l'évolution de la capacité, sous différentes températures, de la batterie VRLA utilisée dans la partie expérimentale de ce travail. La capacité de la batterie démarre d'un point initial où elle est considérée pleinement chargée à 100% ($C_n=24Ah$).

La quantité de charge perdue Q_{sd} est donnée par la formule 2.15. On remarque que la perte en capacité augmente considérablement pour des températures élevées.

$$Q_{sd} = \int_{t_{off}}^{t_{on}} i_{sd}(\tau, T) dt \tag{2.15}$$

Ce paramètre interne (Q_{sd}) peut être calculé sur la base des paramètres collectés (V_t et T) lors du monitoring de la batterie en repos (Stockage) en utilisant les équations 2.15, 2.21 et 2.23.

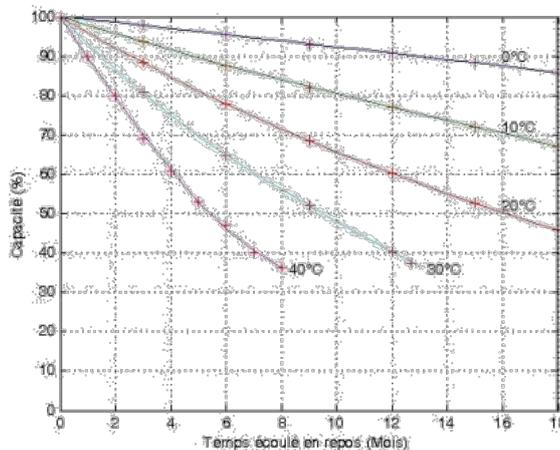


Figure 2.10 La dégradation en capacité par autodécharge, (YUASA 12V-24Ah).

2.5.5. Phénomène de polarisation

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

Vu que ce phénomène évolue avec le courant, cela le rend de plus en plus nuisible au rendement car il provoque des pertes d'énergie (et en capacité) comme décrites par la loi expérimentale de Peukert, (2.14).

Trois types de polarisation sont identifiés :

- Polarisation d'activation (η_a): reprend l'énergie nécessaire pour surmonter la barrière d'énergie d'activation afin qu'une réaction puisse se dérouler. Cette polarisation est identifiée par la loi de Tafel, équation ci-dessous.

$$\eta_{act} = a \pm b \log (i_b) \quad \mathbf{2.16)}$$

- Polarisation de concentration (η_c): représente la variation du potentiel d'électrode apportée par des changements locaux de concentration, la diminution de la concentration des réactifs et l'augmentation des produits de la réaction. Cette évolution de potentiel est tracée par la loi de Nernst, équation 2.3.
- Polarisation résistive (η_R) : représente la chute de potentiel due aux pertes résistives dans la cellule, elle aussi est détaillée par §0 et §2.5.5.

2.5.6. Phénomène de la double couche électrique (EDL)

L'application d'un potentiel à une électrode dans un électrolyte provoque un courant transitoire qui modifie la répartition des charges dans celui-ci. En effet, la couche de solution immédiatement adjacente à l'électrode acquiert la charge opposée au potentiel de l'électrode, engendrant ainsi la formation d'une couche de charge sur la surface de l'électrode en face, dans l'électrolyte et une couche à charge opposée. Cette région est appelée "double couche électrique" [13] [31].

Le modèle initial de la double couche électrique est attribué au physicien Hermann Von Helmholtz (1853). Mathématiquement, il a simplement assimilé la double couche à un condensateur, en se basant sur un modèle physique dans lequel une couche compacte d'ions est absorbée à la surface de l'électrode [31].

$$C_H = \varepsilon_0 \varepsilon_r / x_H \quad \mathbf{2.17)}$$

Une autre approche a été avancée par Gouy et Chapman (1910-1913) sur la base d'une distribution volumique des charges (z) soumises à une agitation thermique dans un électrolyte, aperçu comme une couche de diffusion dans l'électrolyte, (cf. Figure 2.11). Elle est formulée par l'équation de Poisson-Boltzmann. Ainsi, après l'approximation de Debye-Hückel, on obtient le modèle de Gouy-Chapman pour la capacité EDL, exprimé par l'équation ci-dessous.

$$C_{GC} = \frac{\partial \sigma}{\partial \Phi_{\Delta}} = \frac{\epsilon_0 \epsilon_r}{L_D} \cosh\left(\frac{zF(\Phi_{\Delta})}{2KT}\right),$$

avec la longueur de Debye $L_D = \sqrt{\frac{\epsilon_0 \epsilon_r KT}{2(zF)^2 C^0}}$

2.18)

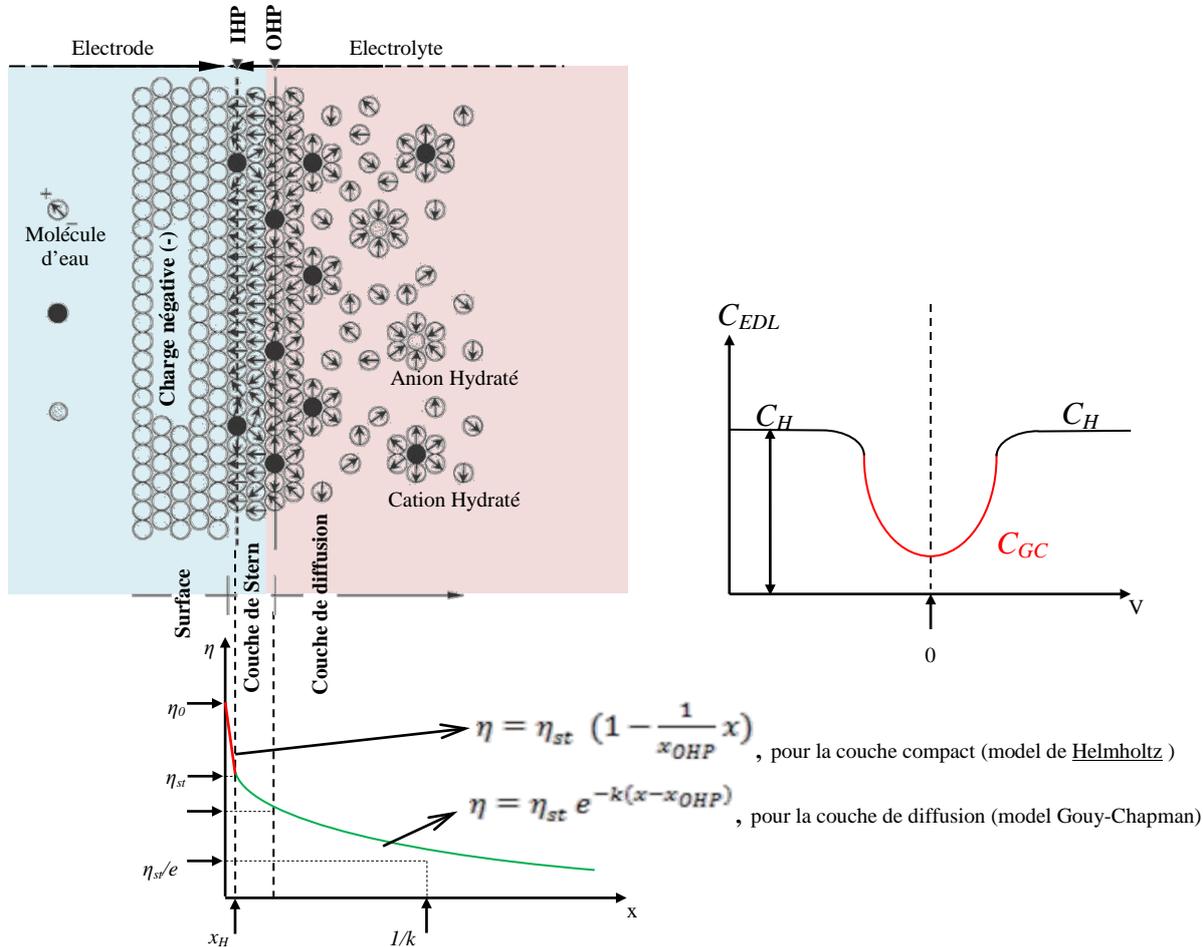


Figure 2.11 Le Model de la double couche électrique (EDL), proposé par Stern.

En 1924 Stern propose un modèle qui combine les deux précédents (Modèle de Helmholtz et Modèle de Gouy-Chapman), en subdivisant la coche EDL en deux parties, (cf. Figure 2.11) :

- $(x < x_H)$ une couche compacte avec une évolution linière du potentiel.
- $(x \geq x_H)$ une couche diffusée avec une évolution exponentielle décroissante du potentiel jusqu'à atteindre la valeur nulle loin de l'interface.

Par conséquence, Le modèle mathématique de l'EDL est donné avec deux capacités en série, équation 2.19.

$$\frac{1}{C_{EDL}} = \frac{1}{C_H} + \frac{1}{C_{GC}} = \frac{x_H}{\epsilon_0 \epsilon_r} + \frac{L_D}{\epsilon_0 \epsilon_r \cosh\left(\frac{zF(\Phi_{\Delta})}{2KT}\right)}$$
2.19)

Il est à noter que le model et en conséquence la capacité C_{EDL} évolue selon plusieurs paramètres, la concentration des ions de l'électrolyte (C^0), le potentiel (Φ_{Δ}) et la température. D'autres études ont été menées pour affiner ces modèles [32].

2.5.7. La résistance interne (R_{int})

Tel qu'il a été démontré au paragraphe § 2.4.1, la résistance interne d'une batterie est la somme de plusieurs résistances élémentaires représentant des phénomènes divers observés lors des études électrochimiques et qui sont utilisés pour conception et fabrication (équation.2.4 et Figure 2.4). Dans cette partie, on a identifié la résistance interne selon l'évolution d'une batterie en opération et qui se manifeste selon les phénomènes observés, ces résistance sont décrit ci-dessous.

2.5.7.1. Résistance interne R_b (effet de polarisation)

R_b est la résistance interne, dite apparente, qui peut être identifiée par une mesure directe aux bornes de la batterie ou/et fournie par le manufacturier sous des conditions précises (T° , I_b , SOC) pour une batterie fraîche. Elle exprime le cumul des résistances ohmiques (électrolyte, électrodes et collecteurs des courants). Sa valeur est déterminante pour pouvoir utiliser la batterie car c'est elle qui régule le flux du courant en provoquant la chute de tension. Pour avoir une valeur plus cohérente à celle du profile adapté à la mission (C-rate), R_b peut être déterminée expérimentalement, lors d'une interruption de décharge par l'équation ci-dessous [33].

$$R_b = \Delta V_T / |I_b|, \text{ avec } \Delta V_T = V_T(t_1) - V_T(t_0) \quad 2.20$$

2.5.7.2. Résistances $R_{C/D}$ (effet hystérésis)

Ces résistances (R_C et R_D) sont associées à la résistance d'électrolyte en relation avec la surface de contact (design), la viscosité d'électrolyte. Ce changement de résistance pour chaque phase s'explique par la différence des particules qui entrent en jeu pour assurer la conductivité ionique durant le transfert de charge ionique lors de la charge ou la décharge, provoquant ainsi un effet hystérésis aperçu sur l'évolution de V_T [34].

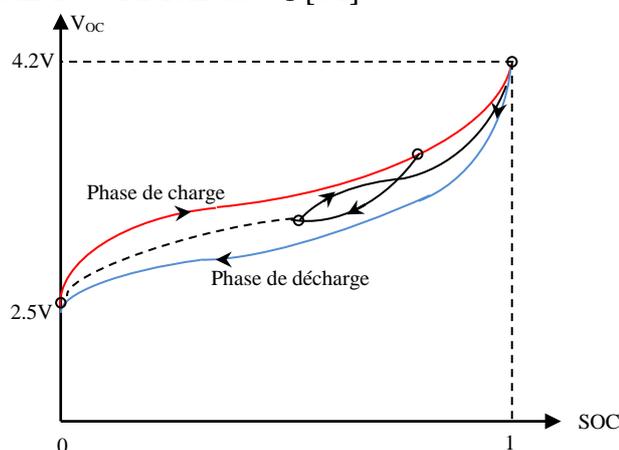


Figure 2.12 Schématisation de l'effet hystérésis pour une cellule Li-Ion.

2.5.7.3. Résistance de surcharge et de sur-décharge ($R_{Over\ C/D}$)

Lorsque la batterie est surchargée ou sur-déchargée, la résistance interne augmente significativement. Deux résistances (R_{Over-C}/ R_{Over-D}) sont attribuées pour couvrir le phénomène engendré de la large diffusion de l'électrolyte. Dans le cas d'une batterie au plomb-acide, l'action de surcharger se traduit par un dégagement gazeux et l'action de la sur-décharge est traduite par une cristallisation de sulfate de plomb, voir §2.4.2. Pour les technologies Ni-Cd et Ni-MH, on note que les batteries sont moins tolérantes à la surcharge. Quant à la batterie Li-ion, elle ne dispose pas d'un issu chimique naturelle pour gérer ce flux de surcharge, d'où l'utilisation d'un dispositif de protection (déconnexion) lors de la conception du système de mangement de la batterie (BMS) ; ce dispositif sert à sécuriser l'utilisation de la batterie [13].

2.5.7.4. Résistance de shunt R_{sd} (effet de l'autodécharge)

L'effet d'autodécharge est modélisé électriquement par une résistance de shunte mise en parallèle avec une source électrique d'une tension représentant le FEM de la batterie [30].

Sur cette base, on peut dire que :

$$R_{sd} = V_{sd}/i_{sd} , \text{ avec } V_{sd} = V_{FEM} \quad 2.21)$$

Aussi :

$$V_{sd} = V_0 \cdot e^{-t/(R_{sd}C_b)} + V_{Cut-off}, \text{ avec } V_0 = (V_{Full} - V_{Cut-off}) \quad 2.22)$$

Dans le cas d'une batterie VRLA, voir Figure 2.14 , on peut étendre la relation sur l'état de charge pour obtenir :

$$SOC(t) = SOC_{Full} e^{-t/\tau}, \text{ avec } \tau = R_{sd}C_b \quad 2.23)$$

Après extrapolation des résultats illustrés dans la Figure 2.10, leurs l'exploitation permet de déterminer la constant du temps « τ », ainsi calculer la résistance d'autodécharge à une température $T = 20^\circ\text{C}$, $R_{sd} = 0.705\text{M}\Omega$. Aussi, il faut rappeler que sa valeur est pour une batterie en BOL et qu'elle a tendance à se décroître durant la vie d'une batterie (effet de vieillissement).

2.5.8. L'état de charge (SOC)

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

$$SOC_{\%} = SOC \times 100 = \left(\frac{\text{La capacité actuele (Ah)}}{C_x(\text{Ah})} \right) \times 100 \quad 2.24)$$

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

$$\Delta SOC = SOC(t) - SOC(t_0) = \frac{1}{Capacité(Ah)} \int_{t_0}^t i_b(\tau) d\tau \quad 2.25)$$

L'idée de pouvoir connaître la quantité de charge disponible à tout moment a fait l'objet de nombreuses recherches, afin de trouver des jauges fiables et précises pour l'identification de cette quantité à travers l'état de charge. Les méthodes d'identification adaptées se classent selon le diagramme illustré dans la Figure 2.13.

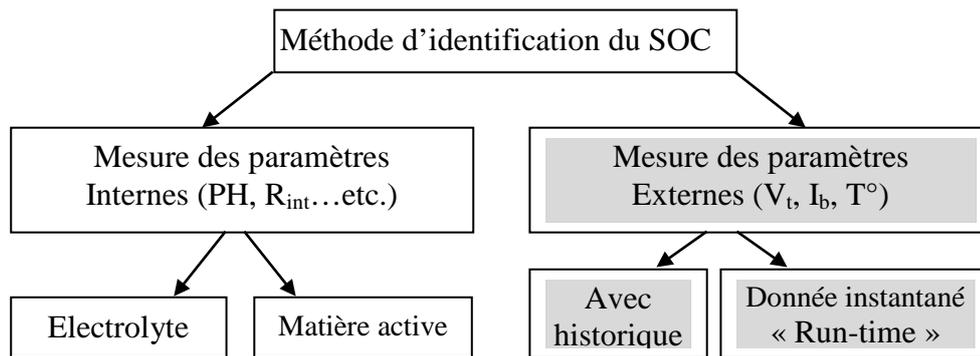


Figure 2.13 Méthode d'identification de l'état de charge SOC.

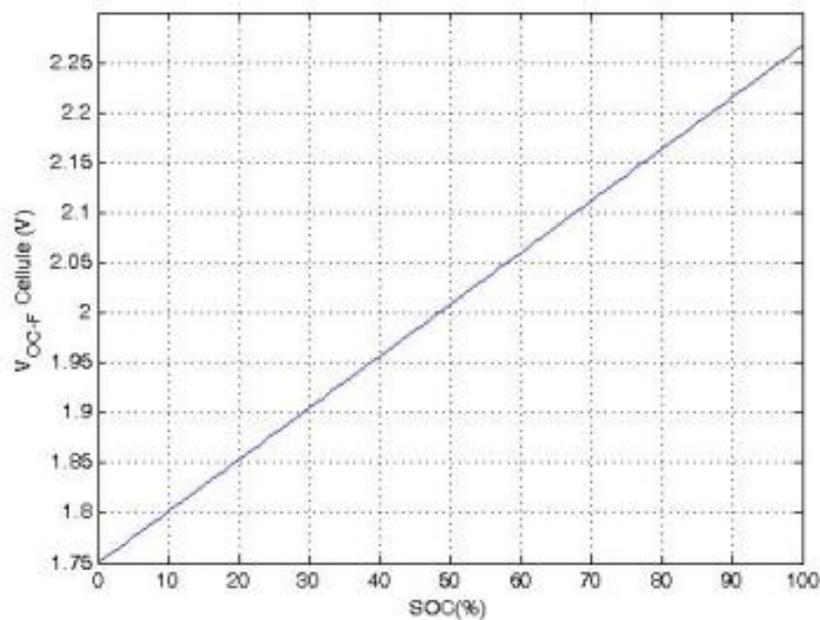


Figure 2.14 V_{OC-F} d'une cellule de batterie VRLA versus son SOC.

Selon plusieurs écrits scientifiques de référence (livres et articles) issu des travaux expérimentaux [13] [35], la tension à circuit ouvert d'une batterie de type VRLA, une fois stabilisée, V_{OC-F} est une représentation fidèle de l'état de charge ; comme illustré dans la Figure 2.14 la V_{OC-F} est en fonction linéaire du SOC.

2.5.9. La profondeur de décharge (DOD)

Le DOD est la quantité de capacité retirée durant la phase de décharge lors d'un cycle à partir d'une batterie pleinement chargée. Il est exprimé, en pourcentage (%), en référence à la capacité maximale qui peut être livrée par cette batterie⁹. A titre d'exemple, dans le cas de la batterie « YUASA 12V-24Ah », voir annexe « A » . Selon l'équation 2.26, si elle est déchargée, cycliquement, avec un courant de 1.23A jusqu'à récupérer 12Ah de la C₂₀. On peut dire que le DOD = [(24-12)/C₂₀] x 100 = ½ x100 = 50%.

$$DOD_{\%} = \left(\frac{\text{La capacité retiré d'une batterie chargé (Ah)}}{C_x(\text{Ah})} \right) \times 100 \quad 2.26)$$

Aussi, selon l'équation 2.24 et 2.26 la profondeur de décharge est le complément de l'état de charge :

$$DOD_{\%} = (1 - SOC) \times 100 \quad 2.27)$$

Ce paramètre est considéré comme majeur à identifier lors du dimensionnement d'une batterie [36]. Dans le cas d'un satellite, à travers l'analyse missions et les spécifications, le DOD sera auto-dérivé pour assurer une valeur au-dessus de celle quicouvrira le nombre de cycle (charge/décharge) exigé par la mission dès le lancement jusqu'à la désorbitation du satellite. Il est aussi utilisé pour le calcul de la capacité maximale de la batterie selon la formulation 2.28.

$$\text{Capacité (Ah)} = \frac{\text{Charge en éclipse (w)} \times \text{Durée d'éclipse(h)}}{V_{\text{cellule}} \text{ moyenne} \times \text{nombre de cellule en serie}} \times 100 / \text{DOD} \quad 2.28)$$

2.5.10. Le nombre de cycle (Nb_Cycles)

Défini comme le nombre de cycles (charge / décharge) que la batterie peut fournir durant sa vie tout en maintenant sa tension de coupure au-dessus de V_{Cut-off}. Ce paramètre correspond à un DOD, et il est livré par le fabricant ou identifier pour une mission spécifique après des tests de validations (charge / décharge) sous des conditions environnementaux spécifiques à la mission (température, rayonnement...etc.).

2.5.11. L'état de santé (SOH)

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

$$SOH_{\%} = SOH \times 100 = \left(\frac{\text{La capacité d'une batterie utilisée (Ah)}}{C_x(\text{Ah})} \right) \times 100 \quad 2.29)$$

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

⁹Pour la phase de charge, un autre paramètre peut être utilisé pour identifier la profondeur de charge (DOC).

2.6. Les profils de charge et de décharge des batteries

La sécurité, la durabilité et les performances d'une batterie dépendent fortement de la façon dont elle est chargée ou déchargée [37] [38]. Un Abuse 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.

La Figure 2.15 expose les profils types du protocole de charge utilisé pour la quasi-totalité des batteries [39].

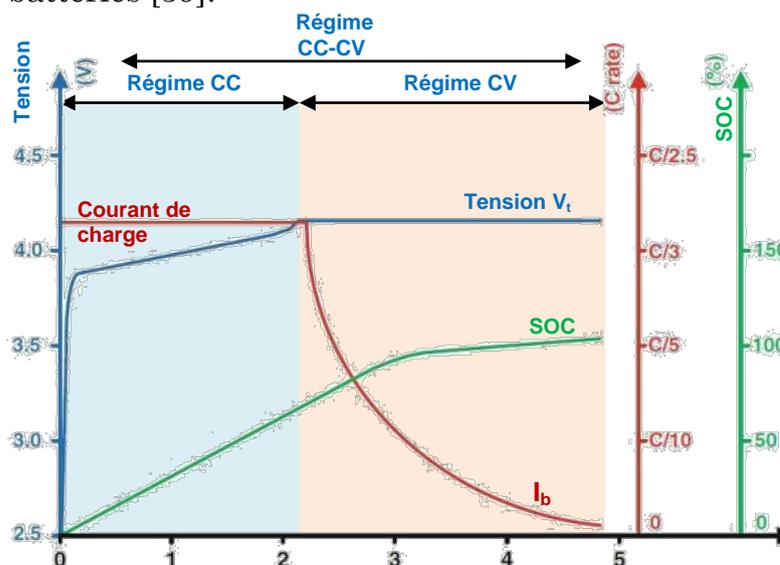


Figure 2.15 Profil type de charge à courant constant, à tension constante.

2.6.1. Protocole de charge à tension constante (CV)

Ce régime de charge qui maintient la tension à une valeur constante (V_{full}) est adapté pour tous types de batterie ; il est probablement le profil le plus réputé vu la simplicité de sa mise en œuvre [16]. Le courant de charge (i_b) de la batterie varie tout le long du processus de charge. i_b peut être important au stade initial de la charge et diminue progressivement à zéro lorsque la batterie est complètement chargée. Les inconvénients de cette méthode sont : l'exigence d'une puissance très élevée lors du début de la charge, la nécessité du contrôle de la surcharge et aussi le contrôle de la température de la batterie. En général la durée de vie de la batterie est réduite par rapport aux autres protocoles.

2.6.2. Protocole de charge à courant constant (CC)

Dans ce régime de charge, la tension de charge appliquée à la batterie est contrôlée pour maintenir un courant constant ($i_b = I_{C.C}$). Le SOC va augmenter linéairement en fonction du temps durant ce régime à courant constant. Le défi de cette méthode est de déterminer l'état de charge complet SOC = 100 %. Le seuil d'arrêt (the cut-full) peut être déterminé par le monitoring des paramètres (T° , V , t), l'augmentation de température, le gradient d'augmentation de la température, l'augmentation de la tension, le changement de tension négative et le temps de charge écoulé.

2.6.3. Protocole combiné de charge (CC-CV)

Cette méthode est basée sur la combinaison de la tension constante et le courant constant pendant le processus de charge d'une batterie. La Figure 2.16 montre un profil de charge d'une cellule Li-ion (18650HC). Au stade initial, la batterie peut être pré-chargée à un courant constant de faible valeur si la cellule n'est pas pré-chargée avant ($V_t = V_{Pr}$, le seuil de protection usine). Ensuite, elle est activée pour la charger avec un courant constant à une valeur plus élevée (phase de charge rapide). Lorsque la tension de la batterie (ou SOC) atteint un certain point de seuil ($V_t = 4.2$ ou SOC = 80%), la charge est modifiée pour charge à tension constante (phase de charge saine). Charge à tension constante peut être utilisée pour maintenir la tension de la batterie si l'alimentation de charge DC est toujours disponible (phase de maintien de charge). Comme phase complémentaire, on peut ajouter pour entretien un profil à tension constante à des faibles courants de charge ; un circuit externe d'autodécharge est utilisé pour éviter toute dégradation de la batterie.

Aussi, on peut avoir recours à d'autres protocoles de charge proposés pour réduire le temps de charge par un protocole de charge à décroissance de courant linéaire (LCD) et pour limiter les pertes de capacités liées à la surcharge, un protocole LCD modifié appelé MLCD ; Leur combinaison est aussi appréciée [38].

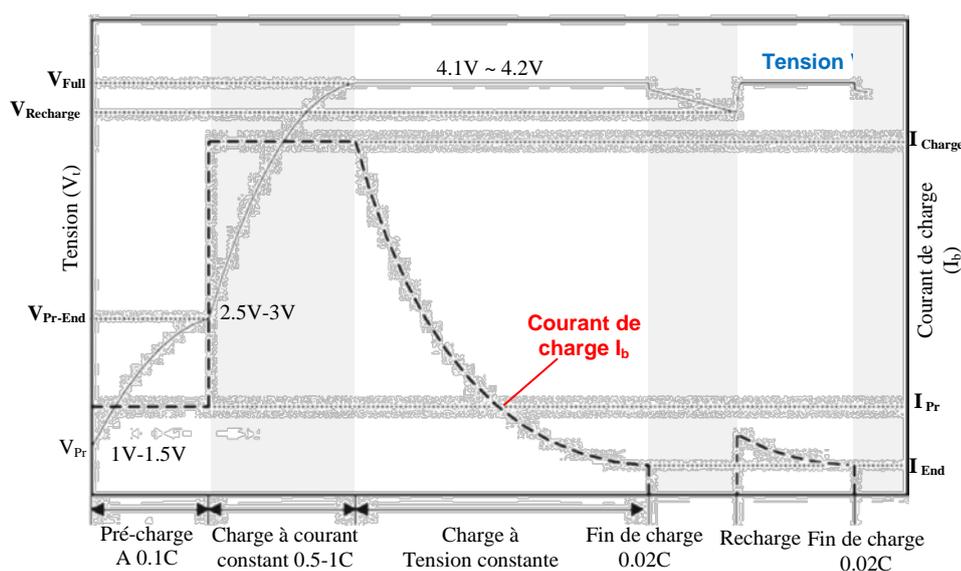


Figure 2.16 Profil typique de charge d'une cellule Li-Ion [39].

2.6.4. Régime de décharge

Il est à noter que le régime de décharge d'une batterie dépend de la demande en puissance imposée par l'application, il peut varier d'une simple décharge à courant constant jusqu'à un profil aléatoire. Toutefois le protocole de contrôle de décharge implémenté dans le BMS, lors du dimensionnement du système de puissance, doit limiter la dégradation de la batterie tout en assurant

la mission et cela par la fixation de la plage des courants tolérés, tension fin de décharge, le DOD pour la mission et la plage de la température de fonctionnement, voir §2.5.9 et §2.5.10.

2.7. Système de management de batterie (BMS)

Pour certaines applications alimentées par batterie, le module de stockage (plusieurs cellules) 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 [40] [15] [19].

Durant toute la mission, un BMS a pour rôle d'assurer les tâches suivantes :

- Collection des informations des capteurs installés sur les cellules de la batterie (tensions, courant, température, état de thermostat...etc.).
- Contrôle de la charge batterie pour assurer une phase de charge la plus courte possible à des conditions seines, sur la base d'algorithmes intégrés dans le BMS [41].
- La gestion du rééquilibrage (Balancing) des cellules afin d'aboutir à des performances optimales du module batterie. Ce rééquilibrage est nécessaire dans les batteries à plusieurs cellules (sérié/parallèle) ou avoir une cellule stressée (qui se comporte comme une charge) limite la performance de l'ensemble du module. Le BMS contrôle ce rééquilibrage des cellules à travers une instrumentation installée et une stratégie (algorithme) prédéterminée et implémentée dans le BMS [42].
- La protection de la batterie des risques en évitant la surcharge ou la sur décharge excessive ou d'autres anomalies majeures (e.g, 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 (rapport à l'utilisateur).
- Monitoring l'état de la batterie et communication d'information (SOC, DOD, température, alarmes, jauge...etc.).
- 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 servie comme c'est le cas pour des batteries VRLA, jusqu'au réchauffage ou le refroidissement de la batterie à travers un

contrôle thermique active (radiateur active, réchauffeur, thermostat...etc.) dans le cas des batteries Ni-MH et/ou Li-Ion. un système de ventilation peut être envisagé pour dégager les gaz hasardeux générés par la batterie.

- La commination (TM/TC) avec l'ordinateur de bord (OBC) de l'application selon des protocoles de communication standard (I²C, RS-232, CAN ou Os-link...etc.).

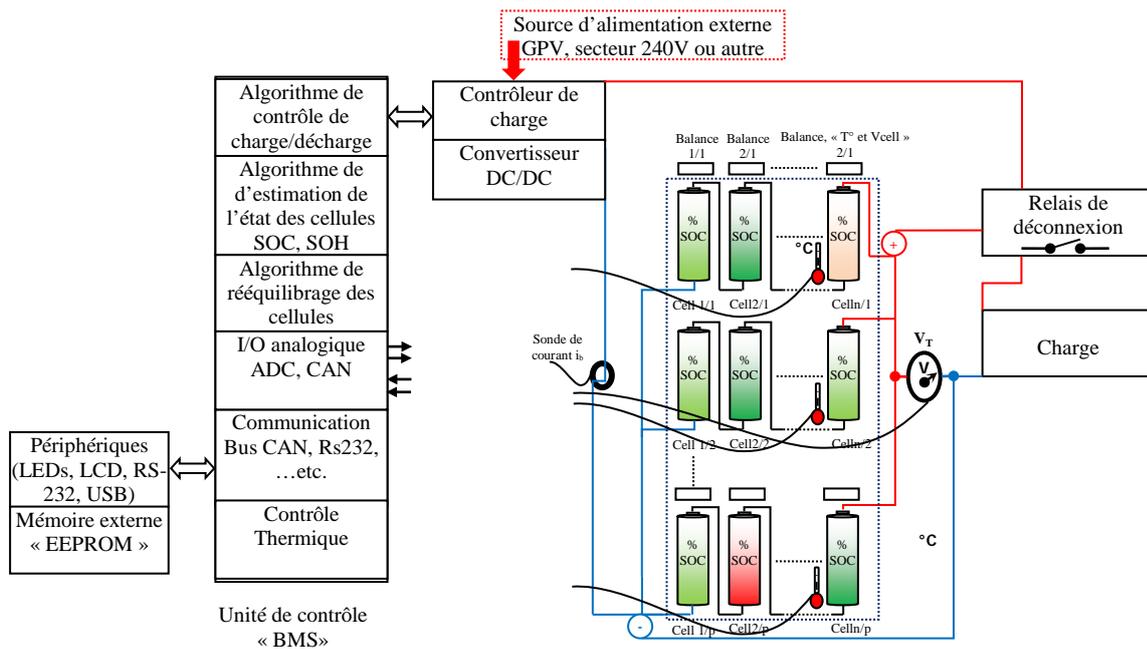


Figure 2.17 Diagramme générique d'un BMS.

2.8. Conclusion

L'identification de l'état de batterie et plus particulièrement l'état de charge est critique pour des applications comme le spatial, HEV et EV, les risques et les attendus imposent de maintenir le SOC à un certain niveau (dans un intervalle) pour délivrer la puissance requise durant la mission. Avec une limite de DOD afin de ne pas provoquer de sur décharge ou réduire la durée de vie de la batterie. Aussi un seuil plafonné de SOC qui permet la régénération de l'énergie stockée et un profil de charge optimisé qui minimise le risque de surcharge.

Les exigences (protection et performance) de la mission pour son unité de stockage sont traduites dans le système BMS adapté. Par conséquent, les précisions attendues sont dépendantes de l'approche adaptée dans MBS, modèle et méthode d'identification des paramètres.

Malgré l'histoire de la recherche et du développement engagés dans les différents domaines d'application des batteries, il n'existe à l'heure actuelle aucun modèle chimique, mathématique ou électrique permettant de reproduire assez précisément et dans divers cas de figure son fonctionnement. Les seuls modèles disponibles n'offrent pas assez de précision ou bien seulement utilisables dans certaines conditions étroitement cadrées.

Sur la base des connaissances acquises sur l'évolution de la batterie en opération et/ou en stockage, on proposera, par la suite, une solution qui combine l'utilisation de modélisation à paramètres évolutifs qui seront à estimer d'une façon continu afin d'identifier l'état de la batterie.

Chapitre 3

Modélisation & Estimation.



3.1. Introduction

De nombreux problèmes, où un système doit réagir en fonction des mesures effectuées, nécessitent la représentation du phénomène mesuré sous la forme d'un modèle mathématique dépendant d'un certain nombre de paramètres. La forme du modèle se déduit de l'aspect physique du phénomène étudié et tient souvent en compte des simplifications de manière à éviter de concevoir des implémentations excessivement complexes. En générale, le modèle ne reflète pas toute la réalité car les mesures sont la plupart du temps entachées d'un bruit ; et même l'utilisation d'un modèle trop compliqué ne présenterait plus d'intérêt pratique qu'un modèle simplifié.

Pour estimer un paramètre il faut pour cela définir un critère de correction et essayer de le minimiser, exemple « critère quadratique ».

Pour l'ajustement de paramètre on a plusieurs stratégies. On peut réaliser un ensemble d'expérience et enregistrer les résultats pour les différents moments, ensuite on appliquera alors les algorithmes de minimisation de critère sur l'ensemble des données simultanément. On parle souvent de « Méthodes globales » de minimisation ; qui sont en générale les plus robustes mais elle présente l'inconvénient d'attendre la fin des mesures pour calculer les paramètres or dans certains applications du type « temps réel » on préfère effectuer un ajustement récursif pour la poursuite des paramètres à estimer, (voir Figure 3.1).

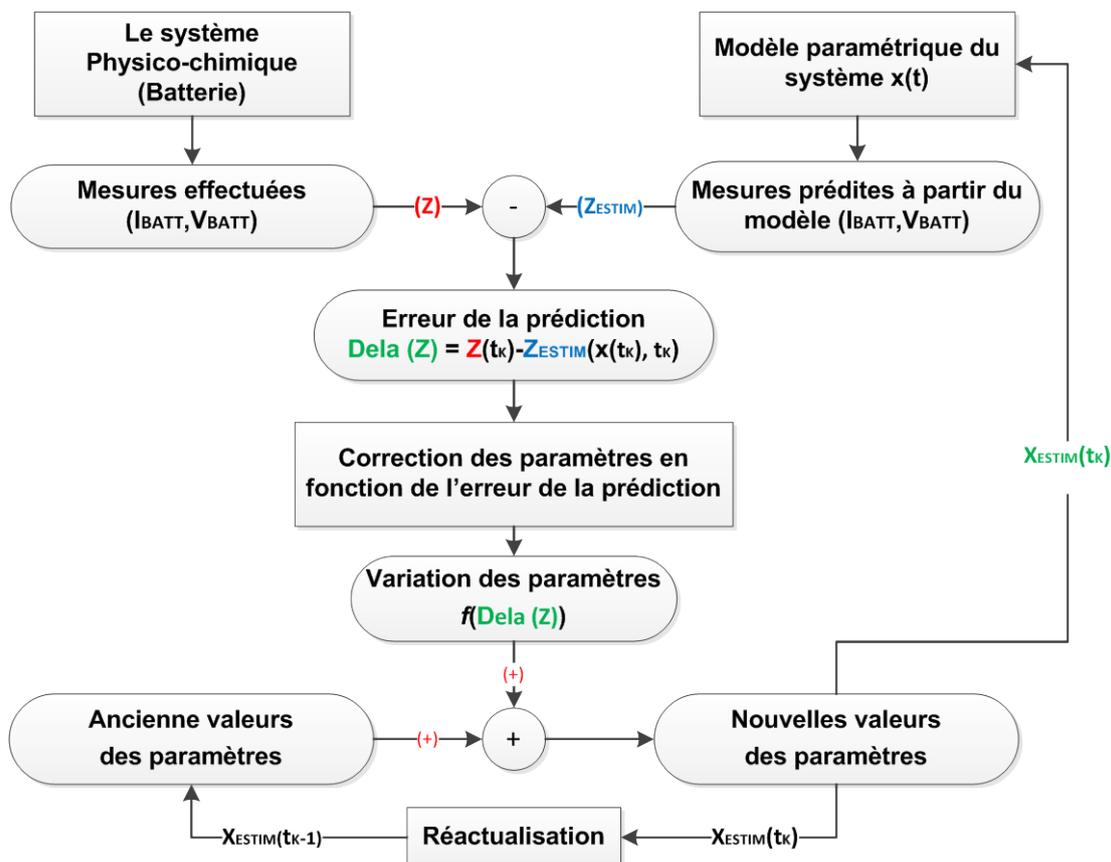


Figure 3.1 Schéma de l'identification récursive des paramètres d'un modèle

3.2. Modélisation des batteries

Sur la base de l'étude menée précédemment dans le chapitre 02, traitant les paramètres et les phénomènes physicochimiques gouvernant la batterie, on va essayer de mettre en avant l'approche adaptée pour les modèles qui suivent.

Selon l'application, D'autres modèles plus appropriés à certaines applications peuvent être le fruit d'une combinaison de modèles illustrés ci-dessous [43] [44] [45].

3.2.1. Model de Thevenin

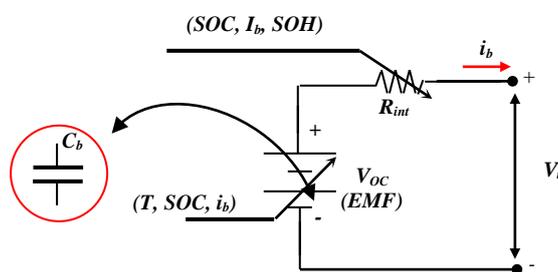


Figure 3.2 Model électrique de Thevenin pour batterie.

Le modèle de Thevenin, présenté dans la figure 3.2, comporte deux éléments :

- Une capacité parfaite (C_b) qui stocke l'énergie (EMF) contenue d'une batterie sous forme chimique dans sa matière active (électrodes et électrolyte). Cette dernière peut être livrée à tout moment sous forme de courant (i_b).
- Une résistance interne (R_{int}) qui représente l'impédance interne de la batterie qui est la somme de R_{Ω} , $R_{\Omega+}$ et $R_{\Omega, elyt}$, voir §2.4.1. sa valeur est évolutive par rapport à l'évolution des concentrations des ions dans l'électrolyte durant la charge et/ou la décharge. L'augmentation de R_{int} , provoqué par la consommation des ions électrolyte (SO_4H_2 , acide sulfurique pour une VRLA) durant la décharge, limite le courant débité (i_b). A l'opposé, on constate une diminution de R_{int} durant la phase de chargement et finira par atteindre sa valeur initiale car la batterie arécupéré son état initial plein (avec reconstitution d'électrodes et récupération d'ion en électrolyte). R_{int} peut être calculée par l'équation 2.20.



L'évolution de la tension aux bornes de la batterie est formulée par l'équation 2.4, dans ce modèle la tension à circuit ouvert V_{OC} englobe la tension engendrée l'énergie théorique libre de Gibbs, les surtensions (η) et les pertes dus aux défauts.

$$V_t = V_{OC} - R_{int} i_b \quad 3.1)$$

L'évolution du SOC en charge et en décharge peut être suivie par la mesure directe de V_t après un temps de repos (la batterie est déconnectée du système pour plus de 2 heures pour donner une mesure précise). Cette méthode n'est pas pratique pour certains types d'applications (e.g. téléphone portable, Smartphone, Tablet, EV, satellite...etc.). Sur la base des explications données dans le § 2.5.8, on peut écrire

$$V_{OC} = \beta \text{SOC} + V_{cut-off} \quad 3.2)$$

" β ", est la fonction qui lie V_{OC} à SOC, Figure 2.14. Dans le cas des batteries aux plomb-acide, il a été prouvé expérimentalement que c'est une fonction linéaire, d'autres fonctions sont envisagées pour les autres technologies.

$V_{Cut-Off}$ est la tension de la batterie à la fin de la phase linéaire de la courbe de décharge. Elle peut être déterminée par la surveillance de la décroissance de la tension, $|dV_t/dt|$ qui *décline* rapidement.

En synthèse on peut écrire :

$$V_{OC}(t_n) = V_{OC}(t_{n-1}) - \frac{1}{C_b} \int_{t_0}^{t_1} \gamma i_b dt, \text{ avec } \gamma \text{ le facteur d'efficacité} \quad 3.3)$$

$$V_{OC}(t_n) = [(Q_{t_0} - \int_{t_0}^{t_1} \gamma i_b dt)/C_b] + V_{cut-off}, \text{ avec} \quad 3.4)$$

L'état de charge est identifié par :

$$\text{SOC} = (Q_{t_0} - \int_{t_0}^{t_1} \gamma i_b dt)/C_n \quad 3.5)$$

De l'équation 3.4 et 3.5 on obtient :

$$\text{SOC} = (V_{OC} - V_{cut-off})C_b/C_n \quad 3.6)$$

Si on arrive à déterminer V_{OC} par l'une des méthodes présentées dans le diagramme de la figure 2.13, on peut facilement identifier le SOC et suivre son évolution. Vu le type des batteries étanches dont on utilise pour nos applications et le besoin « on-line » de l'information sur le SOC, la méthode opportune est celle d'identifier V_{OC} à travers les paramètres disponibles et/ou observables (V_t , I_b).

3.2.2. Model de Thevenin incluant l'effet Hystérésis

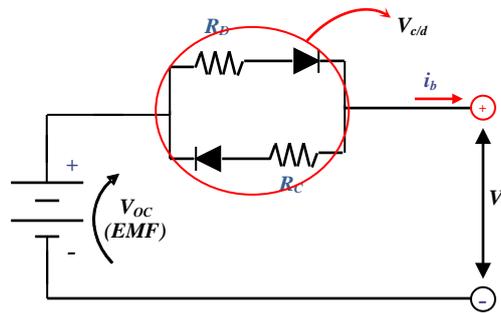


Figure 3.3 Model de Thevenin incluant l'effet hystérésis en charge/décharge.

Avec deux résistances R_D et R_C , ce modèle électrique distingue entre les ions en mobilité durant la charge et ceux en décharge. En conséquence ce modèle prend en compte l'effet hystérésis évoqué dans le paragraphe §2.5.7.2. Cette différence de résistance affecte la trajectoire prise par la tension de la batterie V_t durant la charge et/ou décharge, selon l'équation 3.7.

$$V_t = V_{OC} - R_{C/D} i_b \tag{3.7}$$

Avec $R_{C/D} = (\alpha R_D - \bar{\alpha} R_C)$, $\alpha = 1$ en phase de décharge et $\alpha = 0$ en charge. Les diodes dans le modèle n'ont pas une signification physique ou mathématique, leurs utilisations impliquent que seulement une résistance R_D est fonctionnelle durant la décharge de la batterie et R_C durant la charge.

3.2.3. Modèle dynamique incluant l'effet de polarisation

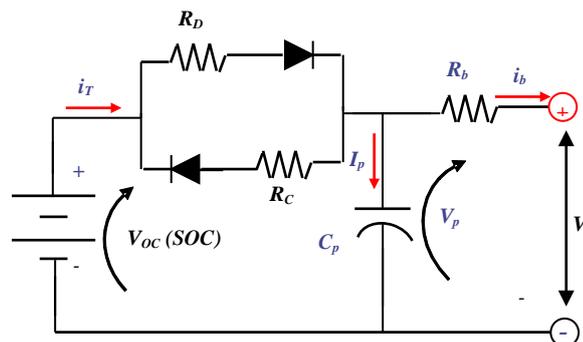


Figure 3.4 Model Dynamique.

Pour inclure au modèle le phénomène de la diffusion à l'interface électrode-électrolyte identifié comme EDL et sur la base du modèle de Gouy et Chapman déjà illustré dans le §2.5.6, un condensateur polarisé (C_p) est intégré, voir Figure 3.4. Ainsi que par ce modèle on prend en considération l'effet des courants transitoires aperçus sur divers applications (e.g. EV et/ou HEV en circulation urbaine) lors du changement de régime (C-rate) ou de la phase (charge/décharge). Le modèle est formulé et traduit par les équations qui suivent :



$$\dot{V}_p = \frac{dV_p}{dt} = -V_p \frac{1}{(R_{C/D} C_p)} + V_{OC} \frac{1}{(R_{C/D} C_p)} - i_b \frac{1}{C_p} \quad 3.8)$$

$$V_t = V_p - R_b i_b \quad 3.9)$$

3.2.4. 2^{ème} modèle de Thevenin incluant l'effet de polarisation

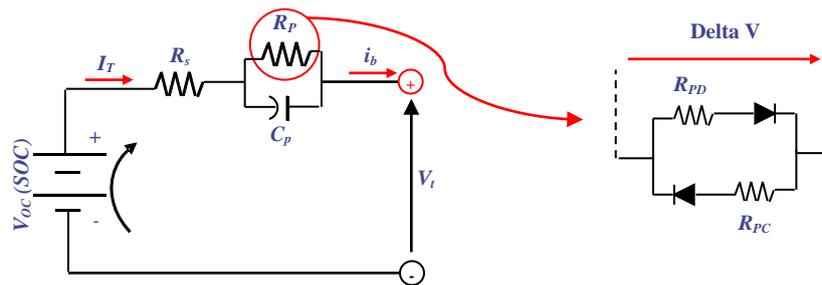


Figure 3.5 Modèle « 2 » représentant de l'effet de polarisation.

L'effet de polarisation est représenté autrement dans ce modèle par l'ajout d'un couple d'élément (R_p, C) en série pour reproduire la chute ou la surtension graduelle (DeltaV) provoquée par les fluctuations transitoires (démarrage et fin de phase en charge et/ou décharge).

$$i_b = \frac{V_p}{R_p} + C_p \frac{dV_p}{dt} \quad 3.10)$$

$$\dot{V}_p = \frac{dV_p}{dt} = -\frac{V_p}{(R_p C_p)} + i_b \frac{1}{C_p} \quad 3.11)$$

$$V_t = V_{OC} - R_s i_b - V_p \quad 3.12)$$

Pour des applications où le rythme cyclique (et micro cyclique) est plus souvent sollicité, Il est possible d'ajouter l'effet hystérésis à ce modèle pour réduire l'erreur apportée par (delta V) [46].

3.2.5. Modèle incluant le phénomène de double couche électrique « EDL »

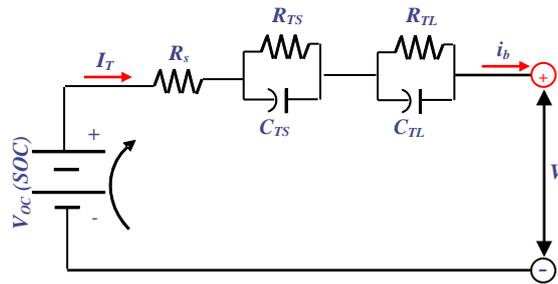


Figure 3.6 Model incluant la double couche électrique EDL.

Le modèle, ci-dessus, apporte à l'évolution de la tension (V_t) la réponse transitoire liée au phénomène de la double couche de polarisation électrique (EDL) et la polarisation dynamique. Les deux réseaux (R_{TS}/C_{TS} , R_{TL}/C_{TL}) font réagir l'ensemble à deux constantes de temps différentes, τ_{TS} (rapide) et τ_{TL} (lente) [47] [48][29].

$$\dot{V}_{TS} = \frac{d V_{TS}}{dt} = \frac{V_{TS}}{(R_{TS} C_{TS})} + i_b \frac{1}{C_{TS}} \tag{3.13}$$

$$\dot{V}_{TL} = \frac{d V_{TL}}{dt} = \frac{V_{TL}}{(R_{TL} C_{TL})} + i_b \frac{1}{C_{TL}} \tag{3.14}$$

$$V_t = V_{OC} - V_{TS} - V_{TL} - R_b i_b \tag{3.15}$$

Il est possible d'avoir un modèle avec un seul réseau (R/C) ou plus complexe à plusieurs réseaux (3 ou plus). Le choix peut se faire à base des essais expérimentaux sur la base des profils spécifiques liés à l'application. Vu la précision recherchée, le choix de deux réseaux est un compromis largement adapté [49] [50].

3.2.6. Modèle dynamique multi-niveau

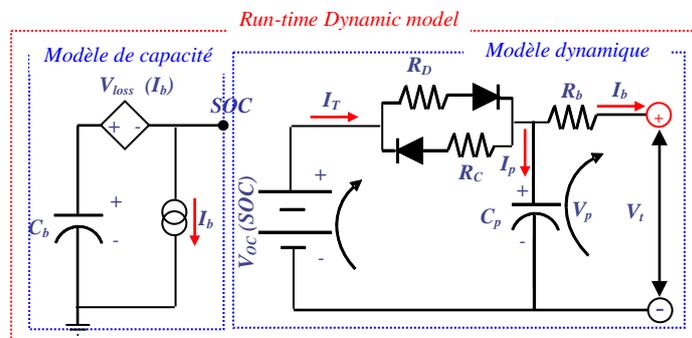


Figure 3.7 Model dynamique incluant l'évolution de la capacité de la batterie.



Une approche à plusieurs niveaux (ou étages) qui permet de compiler plusieurs modélisations et des écritures hétérogènes qui se base sur des solutions mathématiques, électrique ou/et thermique pour aboutir à un modèle plus globale. Ce choix fait évoluer et interagir les paramètres désirés, instantanément en temps réel.

Avec deux étages distinctes, le modèle présenté dans la

Figure 3.7 propose un suivi instantané et en parallèle de l'évolution de la capacité de la batterie et l'évolution de la tension V_t .

L'évolution de la tension apparente V_t par rapport aux paramètres internes de la batterie, est tracé par les équations 3.8 et 3.9 déjà développées pour le modèle dynamique.

Par l'étage qui modélise l'évolution de la capacité, on corrige la capacité nominale de la batterie (C_n) par rapport aux pertes causées par des paramètres comme la température T (cf. Figure 2.8), le facteur correcteur du vieillissement cyclique (F_{Cycle}) et/ou le profil de courant appliqué (C-rate). L'impact est directement aperçu sur le SOC développé dans les équations ci-dessous.

$$SOC = \left(\frac{Q_t}{C_b} \right) - V_{Loss} \quad 3.16)$$

$$SOC = \left(- \int \lambda i_b dt / C_b \right) - V_{Loss} \quad 3.17)$$

$$\dot{SOC} = -\lambda i_b / C_b - \dot{V}_{Loss} \quad 3.18)$$

Comme démontré par équation et afin d'identifier le SOC, il va falloir déterminer la capacité qui en mesure d'être fournie par la batterie/cellule, appelé dans notre cas la capacité utilisable (C_{Usable}).

$$V_{Loss} = Q_{Loss} / C_b \quad 3.19)$$

$$Q_{Loss} = 3600(C_n - C_{Usable}) \quad 3.20)$$

$$C_{Usable} = C_n(i_b) \cdot f_1(T) f_1(F_{\text{Cycle}}) \quad 3.21)$$

Lors de la présentation du paramètre C-rate, § 2.5.3, on a démontré par plusieurs formulation que la capacité de la batterie dépend du profile du courant adapté. A titre d'exemple les fluctuations rapides du courant durant une trajectoire urbain pour une EV ou HEV imposent une variation de C_{usable} , une approche judicieuse optée pour une moyenne mobile rend l'évolution du SOC moins sensible au rude changement du régime de conduite (star, accélération, stop...etc.). D'autres applications comme les satellites (LEO, GEO) travaillent à des profils en paliers autour de valeurs (i_b) stables pour un temps considérable et en conséquence, il est préférable d'inclure l'évolution de C_{usable} comme décrite par l'équation 3.21.

3.2.7. Modèle dynamique multi-niveau « incluant l'effet d'autodécharge »

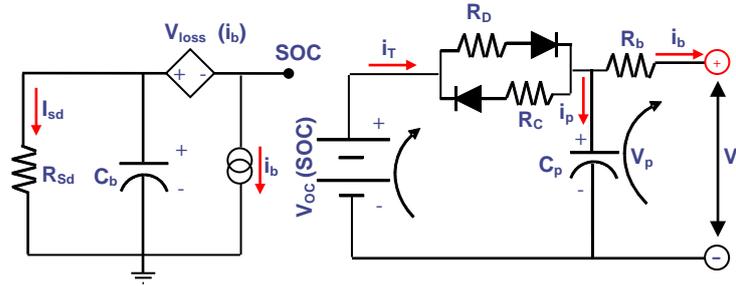


Figure 3.8 Model dynamique incluant l'effet d'autodécharge.

Pour un temps de repos, l'autodécharge a un effet de décroître le niveau de l'énergie « EMF » stocké dans une batterie. Dans ce modèle, (cf. Figure 3.8, ce phénomène est perçu comme une fuite interne représentée par le courant « I_{sd} ». On a choisi d'inclure la résistance R_{sd} interne de la batterie dans la 1^{ère} partie du modèle afin que l'effet d'autodécharge soit inclus en phase du repos et aussi en exécution (charge/décharge) à travers V_{OC} .

$$SOC + V_{Loss} = V_{C_b} = Q_t / C_b \tag{3.22}$$

$$SOC = \left[\int (\lambda i_b - i_{sd}) dt / C_b \right] - V_{Loss} \tag{3.23}$$

$$\dot{SOC} = -\lambda i_b / C_b - \left[\frac{SOC + V_{Loss}}{R_{sd} C_b} \right] - \dot{V}_{Loss} \tag{3.24}$$

$$\dot{SOC} = \frac{SOC}{R_{sd} C_b} - \left(\frac{\lambda i_b}{C_b} \right) - \frac{V_{Loss}}{R_{sd} C_b} - \dot{V}_{Loss} \tag{3.25}$$

3.3. Formulation du problème de l'estimation

Dans le cas des systèmes de poursuite « Tracking », l'estimation consiste à déterminer l'état des paramètres ciblés à travers une fenêtre d'observation limitée dans le temps ; pour la plus part du temps cette observation est incomplète (paramètres manquants) ou/et incertaines. Ce processus est représenté par la Figure 3.9.

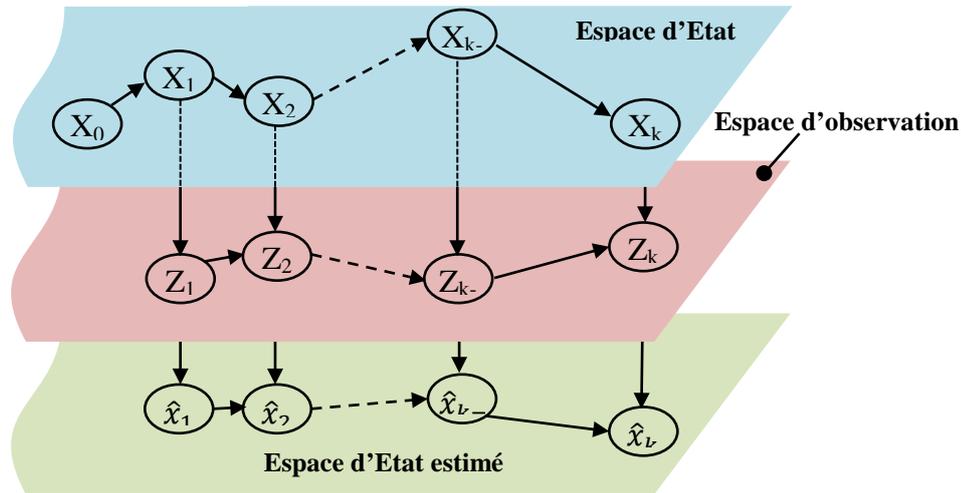


Figure 3.9 Principe d'estimation dans un processus de poursuites des paramètres [51]

Le problème est alors de savoir comment déterminer une estimation de l'état x_k « \hat{x}_k » en fonction des observations disponibles z_k en considérant l'état et l'observation comme processus aléatoire. Le système à résoudre est à formuler en un modèle d'espace d'état, donné par :

$$\left\{ \begin{array}{l} x_k = f(x_{k-1}, v_{k-1}) \quad \text{3.26)} \\ z_k = h(x_k, w_k) \quad \text{3.27)} \end{array} \right.$$

Avec x_k le système d'état, $p(x_k)$ sa distribution dans l'espace d'état, et z_k l'observation dont la distribution est $p(z_k)$ conditionnellement indépendant de l'état. v_k et w_k représentent respectivement les bruits du système et de l'observation.

Après formulation du problème, il devient évident que pour résoudre ce problème, il va falloir opter pour le fameux l'estimateur de Kalman, connu aussi sous le nom de filtre de Kalman, qui est une solution optimale pour ce genre de problème d'estimation.



3.4. L'estimateur de Kalman

Les origines du filtre de Kalman remontent au début du 18^{ème} siècle avec les travaux de Roger Cotes. Le développement qui suit est celui de l'estimation des moindres carrés par Tobias Mayer (dans le cadre de l'estimation du mouvement de la lune en 1750). Les travaux de Leonard Euler en 1749 et Pierre Laplace en 1787 ont permis l'estimation du mouvement de Jupiter et de Saturne. Les travaux de Roger Boscovich pour l'estimation des dimensions de la Terre en 1755, Daniel Bernoulli en 1777 a développé l'idée de l'estimation du maximum de vraisemblance (Likelihood), Karl Gauss en 1809 a publié la mise au point des Moindres carrés récursifs et en 1880, l'astronome danois Thorvald Nicolai Thiele a étendu cette dernière pour aboutir à un algorithme très similaire à celui de Kalman.

Les travaux de Wiener et Kolmogorov dans les années 1940 ont engendré un filtre similaire à celui de Kalman. Cependant, leur travail ne se pose pas dans le cadre de la théorie d'espace d'état ; il est plutôt de nature statistique et nécessite la connaissance des covariances telles que $E(x_i x_j^T)$ et $E(z_i x_j^T)$. Afin de mettre en œuvre une forme plus précise du filtre, la théorie suppose que l'état et les mesures sont des processus aléatoires stationnaires. En outre, le filtrage de Wiener est un processus à l'état stable ; autrement dit, elle suppose que les mesures ont été générées à partir d'un historique infini. Plus tard, on commençait à remplacer la connaissance des covariances imposée par le filtre de Wiener par une description en espace d'état. Les résultats de ce travail furent un algorithme qui se rapproche d'une solution optimale d'estimation d'état (Filtre de Kalman).

En 1960, Rudolf Kalman a publié son célèbre article décrivant une nouvelle approche pour le filtrage linéaire des données discrètes et le problème de prédiction. Elle consiste en une estimation linéaire et récursive basée sur l'évolution de l'état en utilisant la théorie de probabilité ; plus précisément, les propriétés de variables conditionnelles aléatoires de type Gaussien, minimisant la variance de l'erreur. Ce travail a été l'origine du fameux estimateur de Kalman, appelé Filtre de Kalman (KF).

Après une année de la publication du 1^{er} article sur le filtrage discret, Kalman et Bucy collaborent pour un 2^{ème} article qui traite le filtrage continu (Filtre de Kalman continu) [52].

3.5. Les étapes constituant le filtrage de Kalman

A partir des équations {C.5, C.6, C.9, C.20 et C.22} développées dans les dans l'annexe C, on peut donner une synthèse sur le fonctionnement du **filtre de Kalman** ; Ce dernier est un estimateur optimal, récursif, et qui a un aspect cyclique comportant plusieurs phases : initialisation, prédiction 'estimation a priori', une correction par rapport à la mesure suivi par une innovation 'estimation a posteriori'.



3.5.1. Initialisation

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

$$E[x(0)] = \hat{x}(0)$$

$$E[(x(0) - \hat{x}(0|0))(x(0) - \hat{x}(0|0))^T] = P(0|0) \quad 3.28)$$

3.5.2. Prédiction

La propagation de l'état du système et de sa covariance d'erreur à l'instant k à partir des données préalablement acquises de l'instant $k-1$, vers le fin cycle, permet de prédire l'état et la précision sans recours à l'observation (mesure non disponible encore). On obtient donc l'état $\hat{x}(k|k-1)$ avec sa matrice de covariance associée $P(k|k-1)$ et une estimation de la mesure attendue $\hat{z}(k|k-1)$, des équations {C.5, C.6, C.9}

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

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

$$\hat{z}(k|k-1) = H(k)\hat{x}(k|k-1) \quad 3.29)$$

3.5.3. Innovation

Une fois la mesure $z(k)$ est disponible, on cherche l'erreur de prédiction de l'observation ; l'état prédit peut alors être corrigé par l'innovation $e(k)$ qui est la différence entre la mesure effective et sa valeur prédite $\hat{z}(k|k-1)$ pondéré par le gain du filtre $K(k)$. On déduit alors l'estimation de l'état $\hat{x}(k|k)$ avec sa matrice de covariance associée $P(k|k)$ d'où l'amélioration de notre estimation. {3.11, C.20, C.22}

$$e(k) = z(k) - \hat{z}(k|k-1) \quad 3.30)$$

$$S(k) = H(k)P(k|k-1)H(k)^T + R(k) \quad 3.31)$$

$$K(k) = P(k|k-1)H(k)^T S(k)^{-1}$$

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

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



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

- Si le bruit de mesure est nul, le meilleur estimé de $\hat{\mathbf{z}}(\mathbf{k}|\mathbf{k}-1)$ est fournie aussi par la mesure $\mathbf{z}(\mathbf{k})$ donc on n'aura pas besoin de faire une correction de l'état $\hat{\mathbf{x}}(\mathbf{k}|\mathbf{k})$. Dans ce cas le modèle du système reflète à l'identique l'évolution réelle.
- Si la matrice de covariance de l'erreur d'estimation $\mathbf{P}(\mathbf{k}|\mathbf{k}-1)$ lors de la phase de prédiction est nulle, il n'y aura pas d'erreur de prédiction, le meilleur estimé $\hat{\mathbf{x}}(\mathbf{k}|\mathbf{k})$ est fourni par la prédiction sans tenir compte de l'innovation apporté par la mesure $\mathbf{z}(\mathbf{k})$. C'est le cas d'un bruit du système $\mathbf{v}(\mathbf{k})$ nul et de conditions initiales $\mathbf{P}(\mathbf{0})$ et $\mathbf{x}(\mathbf{0})$ nulles.
- Si la variances du bruit du système $\mathbf{Q}(\mathbf{k})$ et $\mathbf{P}(\mathbf{k}|\mathbf{k}-1)$ sont différents de zéro, on effectuera une correction proportionnelle à l'innovation $\mathbf{e}(\mathbf{k})$.
- Si $\mathbf{P}(\mathbf{k})$ est faible, pour une valeur constante de la variance du bruit de mesure $\mathbf{R}(\mathbf{k})$, le gain sera faible, la correction n'intervient pas sur l'état $\hat{\mathbf{x}}(\mathbf{k}|\mathbf{k})$. Ainsi, on fera davantage confiance à l'estimation obtenue à partir du modèle. Si par contre $\mathbf{P}(\mathbf{k})$ est élevé ce qui traduit notre faible confiance dans le modèle, $\mathbf{K}(\mathbf{k})$ sera élevé et la contribution du terme de correction $\mathbf{e}(\mathbf{k})$ pondéré par le gain sera plus forte. On se basera donc davantage sur les mesures pour la mise à jour « ce cas est introduit par actualisation de notre système ».
- Si la variance du bruit de mesure $\mathbf{R}(\mathbf{k})$ est faible, Pour $\mathbf{P}(\mathbf{k})$ constant, la mesure est faiblement bruitée. La valeur élevée du gain donnera plus de poids aux mesures.
- Si $\mathbf{R}(\mathbf{k})$ est élevé, le gain sera faible (cf. équation 3.31) qui se traduit par l'affaiblissement du poids du deuxième terme de l'équation d'innovation d'état $\hat{\mathbf{x}}(\mathbf{k}|\mathbf{k})$ avec une faible variation de l'estimation posteriori de $\mathbf{P}(\mathbf{k})$ par rapport à son estimation a priori $\mathbf{P}(\mathbf{k}|\mathbf{k}-1)$, interprété par une faible confiance aux informations injectées par la mesure.

3.6. Les dérivées de l'estimateur de Kalman

La formulation précédente obtenue pour un système à évolution temporelle discrète de l'état et de l'observation est valable pour des critères déjà mentionnés au paragraphe C, qui suppose en particulier une évolution linéaire par rapport à l'état précédent, des bruits sur l'état et sur l'observation (la mesure) de distribution gaussienne supposés indépendants et une matrice de covariance $\mathbf{R}(\mathbf{k})$ définie positive...etc. Sans ces conditions notre estimateur (K.F) devient inadéquat. En outre, notre filtre n'est pas un estimateur optimal, il faut donc songer à reprendre une autre formulation qui prend en considération chacun de ces controverses afin de généraliser les modèles des processus à traiter [53] [52] [54].



3.6.1. Processus continu à une observation discrète

Dans ce cas, l'équation d'évolution du processus est continue tandis que l'équation d'observation est discrète, ce qui se traduit par les équations :

$$\left\{ \begin{array}{l} \dot{x}(t) = F(t)x(t) + G(t)u(t) + v(t) \\ E[x(t_0)] = m_0, P(t_0) = \Lambda_0 \\ E[v(t)] = 0; E[v(t)v(\tau)^T] = Q(t)\delta(t - \tau); E[x(t_0)v(t)^T] = 0 \end{array} \right. \quad \mathbf{3.32}$$

D'autre part à l'instant de prélèvement de la mesure (échantillonnage) t_k :

$$\left\{ \begin{array}{l} z(k) = H(k)x(k) + w(k) \\ E[x(t_0)w(k)^T] = 0; E[v(t_j)w(k)^T] = 0; \\ E[w(k)] = 0; E[w(k)w(j)^T] = R(k)\delta(k - j)\forall k, j \end{array} \right. \quad \mathbf{3.33}$$

La détermination de l'estimé optimal : $\hat{x}(k|n) = E[x(k)|z(1), z(2), \dots, z(n)]$ s'effectue comme à la formulation discrète §C, sauf l'évolution du processus entre les observations change.

- Entre deux observations $t_{k-1} < t < t_k$, le processus $x(t)$ vérifie l'équation d'évolution (3.32) dont la solution est donnée par :

$$x(t') = \phi(t', t)x(t) + \int_t^{t'} \phi(t, \tau)(u(\tau) + v(\tau))d\tau \quad \mathbf{3.34}$$

Où $\phi(t', t)$ est la matrice de transition associée à l'équation (3.32). L'estimé optimale est obtenu en prenant la moyenne conditionnelle de l'équation (3.34) et en tenant compte que $v(t)$ est un bruit blanc indépendant des observations passées :

$$\begin{aligned} \hat{x}(t'|n) &= E[x(t')|z(1), z(2), \dots, z(k-1)] \\ &= \phi(t', t)x(t) + \int_t^{t'} \phi(t, \tau)u(\tau)d\tau \end{aligned} \quad \mathbf{3.35}$$

Celle-ci est la solution de l'équation : $\dot{x}(t') = F(t)x(t) + G(t)u(t)$; l'erreur d'estimation $\tilde{x}(t) = [x(t) - \hat{x}(t|k-1)]$ peut vérifier l'équation qui suit :

$$\dot{\tilde{x}}(t) = F(t)\tilde{x}(t) + v(t) \quad \mathbf{3.36}$$



Et par analogie à la formulation discrète et d'après (C.7) et (C.8), il s'agit donc de minimiser la quantité :

$$P(t) = E[(x(t) - \hat{x}(t|k-1))(x(t') - \hat{x}(t'|k-1))^T] = E[\tilde{x}(t)\tilde{x}(t')^T] \quad 3.37)$$

De là, la covariance de l'erreur d'estimation est la solution de l'équation suivante :

$$\dot{P}(t) = F(t)P(t) + P(t)F(t)^T + Q(t) \quad 3.38)$$

- A l'instant, $t = t_k$, de l'observation, si on ne tient pas compte de la mesure $z(k)$, lors de la phase de la **prédiction**, l'estimé à l'instant t_k est donnée par :

$$\hat{x}(t|k-1) = E[x(t)|z(1), z(2), \dots, z(k-1)]$$

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

$$P(t|k-1) = E[\tilde{x}(t|k-1)\tilde{x}(t'|k-1)^T]$$

$$E[\tilde{x}(t|k-1)\tilde{z}(t'|k-1)^T] = P(t|k-1)H(k)^T$$

$$E[\tilde{z}(t|k-1)\tilde{z}(t'|k-1)^T] = H(k)P(t|k-1)H(k)^T + R(k)$$

Lorsqu'on injecte la mesure $z(k)$ dans les calculs, lors de la phase '**d'innovation**', l'estimé est donc donné par l'équation discrète (C.6) et sa correction par (C.20).

$$\hat{x}(t|k) = \hat{x}(t|k-1) + K(k)[z(k) - H(k)\hat{x}(t|k-1)], \text{ pour } t = t_k$$

$$K(k) = P(k|k-1)H(k)^T [H(k)P(k|k-1)H(k)^T + R(k)]^{-1}$$

Avec une estimation posteriori de la covariance d'erreur dans ses deux formes {C.12 et C.22} :

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

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

Soit finalement l'ensemble des équations du filtre est donné dans le tableau ci-dessous :



$t = t_0$	$E[x(t_0)] = m_0, P(t_0) = \Lambda_0$ $E[v(t)w(k)^T] = 0; \forall k \text{ et } t$	Valeurs initiales pour $\hat{x}(t_0)$ et $P(t_0)$
$t_{k-1} < t < t_k$	$\dot{x}(t) = F(t)x(t) + G(t)u(t)$ $\dot{P}(t) = F(t)P(t) + P(t)F(t)^T + Q(t)$	Prédiction en continue
$t = t_k$	$\hat{x}(t k) = \hat{x}(t k-1) + K(k)[z(k) - H(k)\hat{x}(t k-1)]$ $P(k k) = [I - K(k)H(k)]P(k k-1)$ $K(k) = P(k k-1)H(k)^T[H(k)P(k k-1)H(k)^T + R(k)]^{-1}$	Estimation discrète 'Innovation'

Tableau 3.1 L'ensemble des équations du KF à observation discrète

3.6.2. Système non linéaire

Les équations du Filtre Kalman développées préalablement démarrent du postulat que la relation entre l'observation, l'entrée du contrôle et le processus d'état estimé est linéaire, ce qu'il n'est pas toujours le cas ; parfois une version différente du Filtre Kalman est utilisée, basé sur l'idée de reformuler le filtre pour parvenir à une forme linéaire de l'évolution du système 'linearized kalman filtre'.

On commence par la supposition que notre système est décrit par les équations non linéaires qui suivent :

$$\left\{ \begin{array}{l} \dot{x}(t) = f(x(t), u(t), t) + v(t) \\ z(t) = h(x(t), t) + w(t) \end{array} \right. \quad \begin{array}{l} \mathbf{3.39)} \\ \mathbf{3.40)} \end{array}$$

Remarque : on peut avoir une non linéarité dans l'équation dynamique du processus (3.39) ou dans l'équation de la mesure (3.40), due, par exemple, au non linéarité du capteur ; il est aussi possible d'avoir les deux en même temps.

3.6.3. Filtre de Kalman linéarisé (LKF)

Si on dispose d'une solution $x^*(t)$ de l'équation (3.39) voisine de $x(t)$ on peut envisager une linéarisation des équations {3.39 et 3.40}.

$$\dot{x}^*(t) = f(x(t), u(t), t)$$

En effet, l'écart $\Delta x(t) = x(t) - x^*(t)$ est satisfait aux équations :

$$\Delta \dot{x}(t) = f(x(t), u(t), t) - f(x^*(t), u(t), t) + v(t)$$

$$\Delta z(t) = h(x(t), t) - h(x^*(t), t) + w(t)$$



Pour des écarts dits petits, les fonctions « f » et « h » peuvent être développées en séries de Taylor au voisinage de la solution $x^*(t)$:

$$f(x(t), u(t), t) \approx f(x^*(t), u(t), t) + F(t)\Delta x(t)$$

$$h(x(t), t) \approx h(x^*(t), t) + H(t)\Delta x(t)$$

Avec : $F(t) = \frac{\partial f(x^*(t), u(t), t)}{\partial x^*(t)}$ et $H(t) = \frac{\partial h(x^*(t), t)}{\partial x^*(t)}$

D'où le système linéaire auquel satisfont les écarts Δx et Δz par rapport à la solution $x^*(t)$:

$$\left\{ \begin{array}{l} \Delta \dot{x}(t) = F(t)\Delta x(t) + v(t) \end{array} \right. \quad 3.41$$

$$\Delta z(t) = H(t)\Delta x(t) + w(t) \quad 3.42$$

On peut alors appliquer directement les équations du standard filtre de Kalman discret développé par étape dans §0, pour fournir un estimé de l'écart $\Delta \hat{x}(t)$ dont on déduit un estimé de $x(t)$: $\hat{x}(t) = x^*(t) + \Delta \hat{x}(t)$

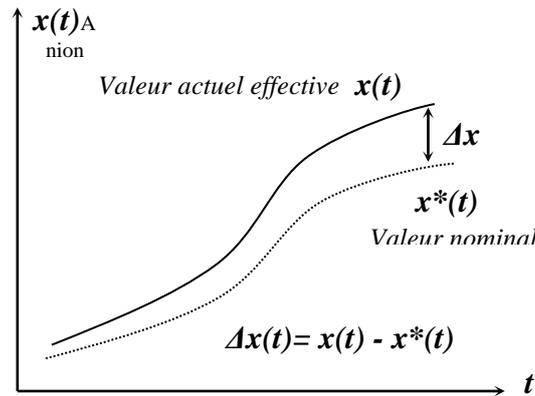


Figure 3.10 Solution nominale et l'état instantané 'réel' du système, pour LKF

- La principale difficulté réside dans le choix de la solution, qui doit être voisine de $x(t)$, pour que la linéarisation soit valable.
- Si la variance du bruit d'état Q et la variance des conditions initiales $P(t_0)$ sont faibles, une bonne approximation de $x(t)$ est donnée par :

$$\dot{x}^*(t) = f(x^*(t), u(t), t), \text{ avec } x^*(t_0) = E[x(t_0)]$$

Remarque : Cette approche est adaptée pour une mission où un parcours nominal est utilisé, et toute correction tient à revenir à ce dernier. On fait souvent appel à cette technique dans des problèmes de détermination d'orbite pour les satellites à une orbite prédéfinie (LEO, GEO) ou les missiles aux cibles et parcours

prédéfinis. Il est à noter que dans ces cas-là les experts font appel à des faibles valeurs de $P(t_0)$ pour converger plus rapidement à la position nominale [55].

3.6.4. Filtre de Kalman Etendu (EKF)

Une autre idée a vu le jour comme repense à une simple question « Pourquoi-t-on utilise l'ancienne référence d'approximation $x^*(t)$ s'il y'en a une autre meilleur ? »

En effet au lieu de choisir une référence $x^*(t)$ définie a priori, la structure récursive du filtre (cf. Figure 3.1) permet de choisir une référence $x^*(t)$ qui est réajustée à chaque pas de calcul : à l'instant t_{k-1} , la linéarisation autour de $x^*(t_{k-1}) = \hat{x}(t_{k-1}|t_{k-1})$ permet d'estimer $\hat{x}(t_k|t_k)$ qui va servir de référence à l'instant t_k ; $\Delta\hat{x}(t_{k-1}|t_{k-1}) = 0$.

En appliquant la forme linéarisée LKF on déduit :

$$\Delta\hat{x}(t_{k-1}|t_{k-1}) = 0, \quad t_{k-1} < t < t_k$$

$$\Delta\hat{x}(t_k|t_k) = \Delta\hat{x}(t_k|t_{k-1}) + K(k)[\Delta z(t_k) - H(t_k)\Delta\hat{x}(t_k|t_{k-1})],$$

Comme $\Delta\hat{x}(t_k|t_k) = \hat{x}(t_k|t_k) - \hat{x}(t_k|t_{k-1})$, les équations du filtre deviennent :

$$\dot{\hat{x}}(t|t_{k-1}) = f(\hat{x}(t|t_{k-1}), u(t), t)$$

$$\hat{x}(t_k|t_k) = \hat{x}(t_k|t_{k-1}) + K(t_k)[z(t_k) - h(\Delta\hat{x}(t_k|t_{k-1}), t)],$$

Les matrices de covariance et du gain sont obtenues à partir des expressions linéarisées, exprimées dans le Tableau 2.1.

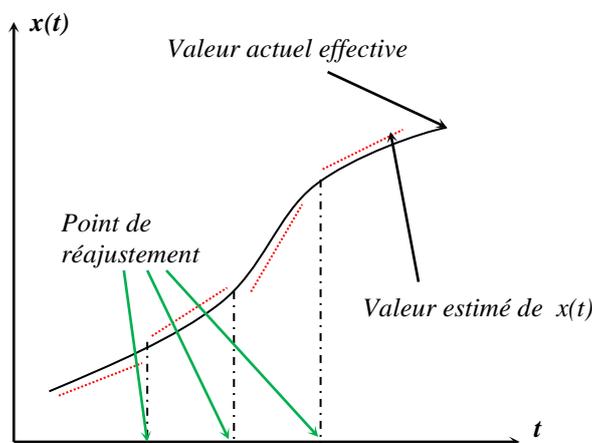


Figure 3.11 l'évolution de la référence et l'état instantané 'réel' du système, pour EKF



Le filtre ainsi obtenue est connu sous le nom de Filtre de Kalman Etendu « **EKF** » ; le filtre étendue en forme **discrète** correspond au système d'équation suivant :

$$\left\{ \begin{array}{l} \hat{x}(k + 1) = f(\hat{x}(k), k) + G(k)u(k) + v(k) \quad \text{3.43} \\ z(k) = h(\hat{x}(k), k) + w(k) \quad \text{3.44} \end{array} \right.$$

Est donnée de même, les étapes constituant le filtre EKF sont :

k = 0	$E[x(0)] = m_0, P_0 = \Lambda_0$ $E[v(k)w(l)^T] = 0; \forall k \text{ et } l$	Valeurs initiales $\hat{x}(0), P(0)$
k → k+1	$x(k + 1 k) = f(\hat{x}(k k), k) + G(k)u(k)$ $P(k + 1 k) = F(k)P(k k)F(k)^T + Q(k)$	Prédiction
k+1	$K(k) = P(k k - 1)H(k)^T [H(k)P(k k - 1)H(k)^T + R(k)]^{-1}$ $\hat{x}(k + 1 k + 1) = \hat{x}(k + 1 k) + K(k + 1)[z(k + 1) - h(\hat{x}(k + 1 k), k + 1)]$ $P(k + 1 k + 1) = [I - K(k + 1)H(k + 1)]P(k + 1 k)$	Innovation
$F(k) = \left. \frac{\partial f(x(k), k)}{\partial x(k)} \right _{x_k = \hat{x}_{k k}} \quad \text{et} \quad H(k + 1) = \left. \frac{\partial h(x(k + 1), k + 1)}{\partial x^*(k + 1)} \right _{x_{k+1} = \hat{x}_{k+1 k}}$		

Tableau 3.2 L'ensemble des équations du EKF à observation discrète

3.6.5. Système à paramètres inconnus

Si certains paramètres constants (β) du modèle sont mal connus, ils peuvent être considérés comme des variables aléatoires, de statistiques connues. La solution de l'équation dynamique : $\dot{\beta} = 0$ où son évolution d'état est :

$$\beta(k) = \beta(k-1).$$

Le système avec paramètre incertain « β » :

$$\left\{ \begin{array}{l} \dot{x}(t) = f(t, \beta, x) + v(t) \quad \text{3.45} \\ z(k) = h(t, \beta, x) + w(t) \quad \text{3.46} \end{array} \right.$$

Est remplacé par le système augmenté :



$$\left\{ \begin{array}{l} \dot{x}(t) = f(t, \beta, x) + v(t) \\ \dot{\beta}(t) = 0 \\ z(k) = h(t, \beta, x) + w(t) \end{array} \right.$$

Soit le vecteur d'état augmenté $X(t) = [x(t), \beta(t)]^T$ donc notre système devient :

$$\left\{ \begin{array}{l} \dot{X}(t) = f'(t, X(t)) + v(t) \\ z(k) = h'(t, \beta, X(t)) + w(t) \end{array} \right. \quad \begin{array}{l} 3.47 \\ 3.48 \end{array}$$

Remarque : Suivant la forme du modèle obtenu, on peut alors appliquer la formulation discrète ou continue du filtre de Kalman standards ou l'une de ses dérivées.

- L'estimation des paramètres s'avère assez délicate, car outre le fait qu'elle augmente le nombre des calculs, elle nécessite la connaissance de la matrice de covariance de l'état augmenté donc des paramètres.
- Par cette solution, il est aussi possible d'envisager l'estimation des paramètres inconnus lentement variables en remplaçant l'équation dynamique des paramètres introduits $\dot{\beta}(t) = 0$ par un modèle dévolution plus compliqué, comme celui d'une modélisation des paramètres inclus par la loi de Gauss-Markov (1^{ordre}, 2rd...etc.).
Par exemple, l'équation $\dot{\beta}(t) = r(t)$ où $r(t)$ est un bruit blanc permet d'envisager une évolution du paramètres $\beta(t)$ dont l'importance dépend de la variance de $r(t)$.
- L'augmentation du vecteur d'état peut être un moyen de caractérisation des perturbations injectées dans le système dans le cas où le bruit du système « $w(t)$ » est fortement corrélé dans le temps.

3.6.6. Filtre Kalman E dentu et Adaptative (AEKF)

A partir du précédent travail sur le filtre de Kalman, il nous est devenu évident que pour atteindre des performances optimales, il est nécessaire d'avoir des aprioris correctes sur les matrices F , G , H , Q , R et $P(0)$ car le filtre de Kalman fonctionne sur la supposition que les modèles d'état et de mesure ainsi que la distribution statistique des bruits sont bien connus. Si l'une de ces conditions est non remplie l'estimateur KF se dégrade. Généralement, ces aprioris connaissances des paramètres sont prélevés à travers des analyses empiriques sur des données préalablement acquises ou sur simulateur.



Les résultats sont considérés constants est implémentés dans le filtre comme telles. Cette approche mène à la non adaptation du système avec de l'évolution à des conditions externes (capteurs) où il ne tient pas compte à des perturbations méconnues lors de l'implémentation du filtre et le manque d'information sur le système physique dont il est le sujet d'étude (accumulateur électrochimique).

Afin de rendre le filtre de Kalman-Bucy plus robuste, plusieurs méthodes sont mises en avant ; dans cette partie on va se focaliser sur l'une des versions adaptative qui essaye d'apporter une mise à jour aux distributions statistiques des bruits du système (état) ou/et celui de l'observation, dans la formulation la plus globale du filtre qui celle du filtre EKF.

En plus de la formulation annoncée par Kalman-Bucy où le modèle (système et observation) doit être linière discret (cf. équations {C.1, C.2}), un filtre adaptative traite la distribution stochastique des vecteurs $v(k)$ et $w(k)$ comme bruit blanc gaussien non stationnaire à des moyennes non nulle, voir illustration des propriétés ci-après :

$$\begin{aligned}
 E[v(k)] &= q(k); & E[v(k)w(j)^T] &= 0; \forall k, j \\
 E[w(k)] &= r(k); & E[x(0)v(k)^T] &= 0; \forall k \\
 E[v(k)v(j)^T] &= Q(k)\delta(k-j); & E[x(0)w(k)^T] &= 0; \forall k \\
 E[w(k)w(j)^T] &= R(k)\delta(k-j); & \delta(k-j) &= 1 \text{ pour } k=j \text{ et } \delta(k-j) = 0 \text{ pour } k \neq j
 \end{aligned}$$

Où $q(k)$ et $r(k)$ sont les moyennes réelles respectivement du bruit de l'état et de l'observation à l'instant k ; quant aux $Q(k)$ et $R(k)$, ils représentent les moments autour des moyennes « q » et « r », aussi connus sous le nom de « moment statistique d'ordre 2 ».

Le meilleur estimé à minimum variance, où le vecteur d'état n'est pas biaisé, est obtenu par la formulation standard du filtre, décrite dans le Tableau 3.3

k = 0	$E[x(0)] = m_0, P_0 = \Lambda_0$ $E[v(k)w(l)^T] = 0; \forall k \text{ et } l$	Valeurs initiales $\hat{x}(0), P(0)$
k → k+1	$\hat{x}(k+1 k) = f(\hat{x}(k k), k) + G(k)u(k) + \hat{q}(k)$ $P(k+1 k) = F(k)P(k k)F(k)^T + \hat{Q}(k)$	Prédiction
k+1	$\Delta \hat{z}(k+1) = z(k+1) - h(\hat{x}(k k-1), k+1) - r(k)$ $K(k) = P(k k-1)H(k)^T [H(k)P(k k-1)H(k)^T + R(k)]^{-1}$ $\hat{x}(k+1 k+1) = \hat{x}(k+1 k) + K(k+1)[\Delta \hat{z}(k+1)]$ $P(k+1 k+1) = [I - K(k+1)H(k+1)]P(k+1 k)$	Innovation
$F(k) = \left. \frac{\partial f(x(k), k)}{\partial x(k)} \right _{x_k = \hat{x}_{k k}} \quad \text{et} \quad H(k) = \left. \frac{\partial h(x(k), k)}{\partial x^*(k)} \right _{x_k = \hat{x}_{k k-1}}$		

Tableau 3.3 l'ensemble des équations du AEKF à observation discrète



Pour le filtre adaptative, la problématique est l'estimation des paramètres inconnus et statistiquement variable dans le temps $\{q, r, Q, R\}$, afin de résoudre ce problème, on peut les estimer simultanément avec le vecteur d'état $x(k)$ et la matrice de covariance $P(k)$. Toutefois, il n'existe pas un estimateur optimal pour ces paramètres d'où la considération d'AEKF comme estimateur à ordre inférieur ; néanmoins, il permet de résoudre la problématique annoncée [52].

Dans ce sens, pour la proposition de correction adaptative ci-après, on considère que $\{q, r, Q, R\}$ sont stable pour une certaine plage (nombre d'échantillon). En conséquence, un traitement empirique de l'estimation du bruit peut se faire par lot tout en assurant une récursivité et une limitation de l'effet de mémoire à la taille du lot constaté par analyse statistique des données obtenues expérimentalement [56].

3.6.6.1. L'estimation du bruit du système

Lors de l'évolution du système, on ne peut pas avoir la vraie valeur du bruit de l'état, sa moyenne est à $q(k) = (x(k) - x(k - 1))$ et réellement ces deux états du vecteur « x » sont inconnus, toutefois, il est possible de se fier à une approximation intuitive de « $v(k)$ ».

$$\begin{aligned} q(k) &= \hat{x}(k|k) - \hat{x}(k|k-1) \\ &= \hat{x}(k|k) - f(\hat{x}(k-1|k-1), k) + G(k)u(k) \\ &= \hat{x}(k|k) - F(k|k-1)\hat{x}(k-1|k-1) + G(k)u(k) \end{aligned} \quad 3.49$$

Si on considère que les échantillons de « $q(j)$ » sont indépendants pour une plage de $j: 1 \rightarrow N$ et leur évolution est aussi indépendante du temps, les moments statistiques d'ordre 1 et 2 du bruit « q, Q » sont constants.

De {3.43, 3.49}, on assume le choix de $q(j)$ qu'elle est une représentation de $v(k)$. On redéfinit le problème d'estimation par l'ajout d'une variable statistiquement aléatoire « L » dans l'espace des échantillons « Ω_L », caractérisée par les paramètres « q, C_q » qui seront à estimer pour chaque plage.

L'estimateur non biaisé de « q » est tout simplement la moyenne de ce dernier, présentée ci-dessous :

$$\hat{q} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N q(j) \quad 3.50$$

L'estimateur non biaisé de « C_q » est la covariance de la variable « L », qui est le moment autour de la moyenne de q :

$$\hat{C}_q = \frac{1}{N-1} \sum_{j=1}^N (q(j) - \hat{q})(q(j) - \hat{q})^T \quad 3.51$$

Comme démontré, l'espérance mathématique de « \hat{C}_q » est :

$$E[\hat{C}_q] = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N F(j)P(j-1|j)F(j)^T - P(j|j) \quad 3.52$$

En conséquence l'estimateur de « Q » est reformulé par :



$$\hat{Q} = \frac{1}{N-1} \sum_{j=1}^N \left\{ q(j) - \hat{q} \right\} \left(q(j) - \hat{q} \right)^T - \left(\frac{N-1}{N} \right) \left[F(j)P(j-1|j-1)F(j)^T - P(j|j) \right]. \quad 3.53)$$

A partir des équations {3.49, 3.50 et 3.53} on obtient l'estimateur récursif non biaisé de (q, Q) où « $N = l_q$ » est le nombre d'échantillons pris du bruit d'état pour couvrir la plage choisie.

$$\left\{ \begin{array}{l} \hat{q}(j) = \hat{q}(j-1) + \frac{[q(j) - q(j-l_q)]}{l_q}, \quad \text{pour } j \geq l_q \\ \text{Avec : } q(j) = \hat{x}(j|j) - \hat{x}(j|j-1) \\ \text{Et :} \\ \hat{Q}(j) = \hat{Q}(j-1) \\ \quad + \left(\frac{1}{l_q-1} \right) \left\{ (q(j) - \hat{q}(j|j))^2 - (q(j-l_q) - \hat{q}(j|j))^2 \right. \\ \quad \left. + \frac{1}{l_q} (q(j) - q(j-l_q))^2 + \left(\frac{l_q-1}{l_q} \right) [\Delta(j-l_q) - \Delta(j)] \right\}, \\ \text{Avec : } \Delta(j) = F(j)P(j-1|j-1)F(j)^T - P(j|j-1) \end{array} \right.$$

3.6.6.2. L'estimation du bruit de mesure

Pour le bruit de mesure, en utilisant la même approche d'estimation que celle développée ci-avant. On définit une variable statistiquement aléatoire « R » dans l'espace d'échantillon « Ω_R »; avec (r, R) sont des constantes qui représentent les caractéristiques statistiques de « R » dont leur information est tirée de la plage de $r(i), i : 1 \rightarrow M$.

$$\begin{aligned} r(i) &= z(i) - h(\hat{x}(i|i-1), i) \\ &= z(i) - [H(i)\hat{x}(i|i-1)] \end{aligned} \quad 3.54)$$

L'estimateur non biaisé de « r » est tout simplement la moyenne de ce dernier, présentée ci-après :

$$\hat{r} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M r(i) \quad 3.55)$$

L'estimateur non biaisé de « C_r » est la covariance de la variable « L », qui est le moment autour de la moyenne de r :

$$\hat{C}_r = \frac{1}{M-1} \sum_{i=1}^M (r(i) - \hat{r})(r(i) - \hat{r})^T \quad 3.56)$$

Et l'espérance mathématique de « \hat{C}_r » est :



$$E[\hat{C}_r] = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M H(i)P(i|i-1)H(i)^T + R \quad 3.57)$$

En conséquence l'estimateur de « R » est reformulé par :

$$\hat{R} = \frac{1}{M-1} \sum_{i=1}^M \left\{ (r(i) - \hat{r})(r(i) - \hat{r})^T - \left(\frac{M-1}{M}\right) H(i)P(i|i-1)H(i)^T \right\} \quad 3.58)$$

A partir des équations {3.54, 3.55, 3.58} on obtient l'estimateur récursif non biaisé de (r,R) où « M = l_r » est le nombre d'échantillons pris pour couvrir la plage choisie du bruit de mesure.

$$\left\{ \begin{array}{l} \hat{r}(i) = \hat{r}(i-1) + \frac{[r(i) - r(i-l_r)]}{l_r}, \quad \text{pour } k \geq l_r \\ \text{Avec : } r(i) = z(i) - [H(i)\hat{x}(i|i-1)] \\ \text{Et :} \\ \hat{R}(i) = \hat{R}(i-1) \\ \quad + \left(\frac{1}{l_r-1}\right) \left\{ (r(i) - \hat{r}(i))^2 - (r(i-l_r) - \hat{r}(i))^2 \right\} \\ \quad + \frac{1}{l_r} (r(i) - r(i-l_r))^2 + \left(\frac{l_r-1}{l_r}\right) [\Gamma(i-l_q) - \Gamma(i)] \end{array} \right\}$$

Avec : $\Gamma(i) = H(i)P(i|i-1)H(i)^T$

Comme synthèse, les deux étapes d'estimation des bruits de mesure est de système, développées ci-avant, sont intégrées dans la boucle récursive du filtre de Kalman pour donner un estimateur adaptatif ou la variation de la variance et de la moyenne en bruit est prise en compte. Le diagramme illustré en Figure 3.12 traite des modèles à formulation linéaire discrète de KF, néanmoins la forme non-linéaire est aussi couverte par la linéarisation apportée par le filtre de Kalman étendu (cf. §3.6.4), donnant ainsi notre fameux estimateur AEKF.

Notez que l'estimation des bruits est réalisé sur des plages d'échantillon de $r(i) = \{i = k-l_r+1, \dots, k\}$ et $q(j) = \{j = k-l_q+1, \dots, k\}$ d'où la nécessité du stockage limité de données et opération de décalage à chaque instant « k ».

Durant l'estimation, il est possible de voir \hat{R} et \hat{Q} devenir négativement définies (cf. Équation 3.53 et 3.58). Afin de résoudre ce problème, à chaque itération, on se contente de prendre les éléments diagonaux de \hat{R} et \hat{Q} et on les reset à leurs valeurs absolues.

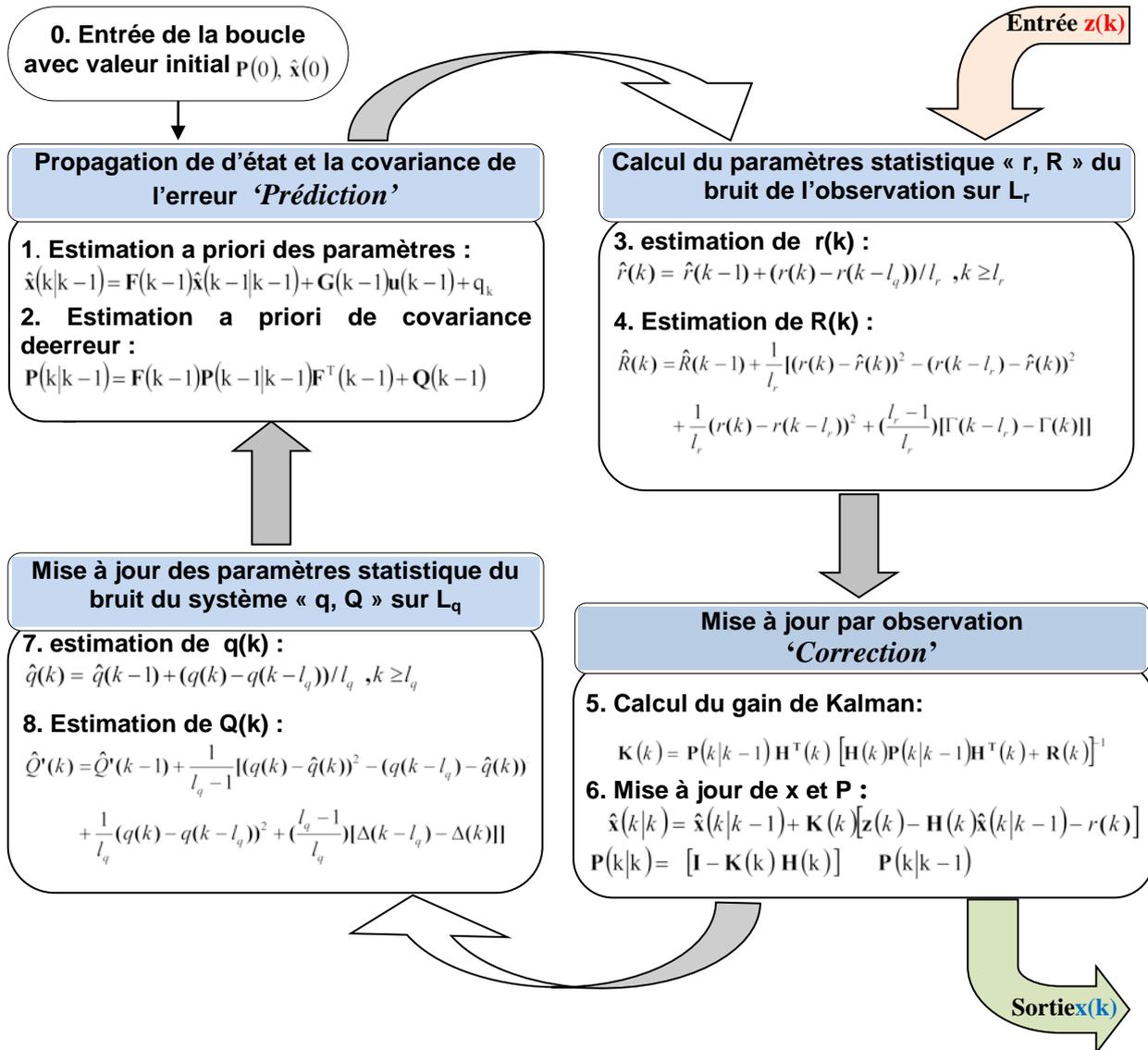


Figure 3.12 Une présentation globale du filtre de Kalman adaptive AKF



3.7. Implémentation de l'estimateur des paramètres modélisés

Dans le chapitre 03, des modèles ont été développés pour l'identification des paramètres internes de la batterie, jugés comme indicateur de son l'état. Par le biais du préalable détail donné sur les formulations des estimateurs de Kalman, on va transformer chaque modèle en une présentation en espace d'état afin de pouvoir implémenter les estimateurs déjà évoqués.

3.7.1. Estimateur avec le model de Thevenin

Le système d'état pour ce modèle est exprimé dans l'espace d'état par le vecteur $x(k)$ à deux éléments V_{OC} et R_{int} qui seront estimés par la suite. L'évolution de V_{OC} est tracée par l'équation (2.35), celle de R_{int} n'est décrite par aucune formulation et en conséquence, ce paramètre est considéré comme inconnu avec une évolution développée dans le paragraphe §3.6.5.

Ainsi, le système d'état utilisé pour la propagation du vecteur $x(k)$, de dimension (2x1), est donné par :

$$x(k + 1|k) = F(k)x(k|k) + G(k)u(k) + v(k)$$

$$\begin{bmatrix} V_{OC}(k + 1) \\ R_{int}(k + 1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_{OC}(k) \\ R_{int}(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1/\omega c_n \\ 0 \end{bmatrix} [i_b(k)] + \begin{bmatrix} v_1(k) \\ v_2(k) \end{bmatrix} \quad 3.59$$

Noter que le courant de la batterie est une grandeur de commande $u(k)=[i_b]$ du processus, de dimension (1x1) ; « ω » est la fréquence d'échantillonnage des grandeurs d'entrée (commandes et observables).

Les paramètres mesurés (observables) se limitent à la tension au borne de la batterie (ou cellule) ; ainsi le vecteur de mesure est $z(k) = [V_t]$ de dimension (1x1). De l'équation (3.33) est tirée la représentation d'évolution de $z(k)$ dans l'espace des observations, donnée ci-après :

$$z(k + 1|k) = H(k + 1)x(k + 1|k) + w(k)$$

$$V_t(k) = [1 \quad -i_b(k)] \begin{bmatrix} V_{OC}(k) \\ R_{int}(k) \end{bmatrix} + w(k) \quad 3.60$$

Dès les équations {3.59, 3.60}, on a obtenu une identification de l'évolution d'un état à autre du modèle de Thevinin sous une forme linéaire et temporellement discrète qui nous permet d'utiliser la formulation discrète du filtre de Kalman (cf. paragraphe §C) pour l'estimation des paramètres (V_{OC} et R_{int}).

Selon §3.2.1, la 1^{ère} approche pour l'identification de l'état de charge SOC est d'estimer V_{OC} et utiliser l'équation 2.38 pour calculer SOC à chaque instant (k).

Autre approche qu'on a adaptée et qui consiste à injecter la variable SOC dans le vecteur d'état $x(k)$ comme élément à estimer à la place de V_{OC} .

$$SOC(k + 1) = SOC(k) - (1/\omega c_n)i_b(k) \quad 3.61$$

Ainsi l'équation de la propagation du vecteur d'état devient :



$$x(k+1|k) = F(k)x(k|k) + G(k)u(k) + v(k)$$

$$\begin{bmatrix} \text{SOC}(k+1) \\ R_{\text{int}}(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \text{SOC}(k) \\ R_{\text{int}}(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1/\omega c_n \\ 0 \end{bmatrix} [i_b(k)] + \begin{bmatrix} v_1'(k) \\ v_2(k) \end{bmatrix} \quad \mathbf{3.62)}$$

De l'équation 2.34, l'évolution du modèle de l'observation est :

$$z(k) = h(x(k), k) + w(k)$$

$$H(k) = H(k) = \left. \frac{\partial h(x(k), k)}{\partial x^*(k)} \right|_{x_k = \hat{x}_{k|k-1}}$$

Pour le cas où la relation entre V_{OC} et SOC est identifiée comme linéaire comme le cas d'une batterie au plomb-acide (cf. figure 2.14), il est possible de simplifier le modèle d'observation à :

$$V_t(k+1) = [\beta \quad \dots \quad \beta_{1n}] \begin{bmatrix} \text{SOC}(k) \\ \vdots \\ x_n(k) \end{bmatrix} + V_{\text{cut-off}} + w(k) \quad \mathbf{3.63)}$$

Et donc :

$$z(k+1|k) = H(k+1)x(k+1|k) + w(k)$$

$$V_t(k) = [\beta \quad -i_b(k)] \begin{bmatrix} \text{SOC}(k) \\ R_{\text{int}}(k) \end{bmatrix} + V_{\text{cut-off}} + w(k) \quad \mathbf{3.64)}$$

D'autres batteries (Li-Ion, Ni-Cd et/ou Ni-MH) n'ont pas la même fonction d'évolution rectiligne entre V_{OC} et SOC [13] [35].

Le vecteur $z(k)$ s'écrit d'ordre général de la façon ci-après¹⁰ :

$$V_t(k) = \left[-1 \quad -i_b(k) \quad \left. \frac{\partial V_{OC}(\text{SOC}(k), k)}{\partial \text{SOC}} \right|_{\text{SOC} = \widehat{\text{SOC}}_{k|k-1}} \right] \begin{bmatrix} V_P(k) \\ R_s(k) \\ \text{SOC}(k) \end{bmatrix} + w(k) \quad \mathbf{3.65)}$$

¹⁰ Note : Sur les modèles qui vont suivre, on va limiter le développement des équations sur l'exemple des batteries au plomb-acide étanche (VRLA) pour éviter la répétition d'information déjà avancé pour ce modèle.



3.7.2. Estimateur du model de Thevenin incluant l'effet hystérésis

Ce modèle à pour vecteur d'état $x(k)$ incluant la variable V_{OC} et/ou SOC (cf. §3.7.1) y compris R_D et R_C dont leur rôle est d'exprimer l'effet hystérésis comme annoncé dans le paragraphe §3.2.2.

La propagation du vecteur $x(k)$, de dimension (3×1) , est donnée par :

$$x(k + 1|k) = F(k)x(k|k) + G(k)u(k) + v(k)$$

$$\begin{bmatrix} V_{OC}(k + 1) \\ R_D(k + 1) \\ R_C(k + 1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \alpha & 0 \\ 0 & 0 & \bar{\alpha} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_{OC}(k) \\ R_D(k) \\ R_C(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1/\omega c_n \\ 0 \end{bmatrix} [i_b(k)] + \begin{bmatrix} v_1(k) \\ v_2(k) \\ v_3(k) \end{bmatrix} \quad \mathbf{3.66}$$

Aucun modèle mathématique ne m'est connu pour couvrir l'évolution des deux résistances (R_D & R_C). Pour suivre la corrélation des états de ces paramètres on les introduit comme des paramètres inconnus lentement variables de caractéristique gaussienne $v(t)$.

$$\dot{R}_{D/C}(t) = v(t)$$

$$R_{D/C}(k + 1) = R_{D/C}(k) + v(k)$$

$$R_{D/C}(k + 1) = \alpha R_{D/C}(k) + v(k) \quad \mathbf{3.67}$$

Dans ce cas la α et $\bar{\alpha}$ sont identifiés à 1.

Notez que cette méthode s'appelle l'augmentation du vecteur d'état, elle est utilisée pour bénéficier de l'information apportée par l'injection de nouveaux paramètres.

Le modèle de couplage entre le vecteur d'observation $z(k)$ et celui de l'état du système est donné, ci-après par l'équation

$$z(k + 1|k) = H(k + 1)x(k + 1|k) + w(k)$$

$$V_t(k) = [1 \quad -\alpha i_b(k) \quad -\bar{\alpha} i_b(k)] \begin{bmatrix} V_{OC}(k) \\ R_D(k) \\ R_C(k) \end{bmatrix} + w(k) \quad \mathbf{3.68}$$



3.7.3. Estimateur avec le model Dynamique

A partir du modèle dynamique (cf. figure 2.19), le développement de l'estimateur commence par décrire l'évolution du vecteur d'état contenant les paramètres internes à estimer (V_{OC} , R_D , R_C , V_p , C_p et R_b). De l'équation (2.40) et par changement de variable, on obtient le vecteur d'état X avec comme éléments ($x_1 = V_p$, $x_2 = 1/R_D/C$, $x_3 = 1/C_p$, $x_4 = R_b$ et $x_5 = V_{OC}$), le modèle réécrit est illustré par l'équation 3.69, il présente une forme non linéaire. Afin d'utiliser l'algorithme d'estimation optimale de Kalman, une reformulation est exigée (cf. §3.6.2 & §3.6.4).

$$\dot{x}(t) = \frac{dx(t)}{dt} = f(x(t), u(t), t)x + v(t)$$

$$\dot{x}_1(t) = -x_1 x_2 x_3 + x_2 x_3 x_5 - i_b x_3 + v_1$$

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \\ \dot{x}_3 \\ \dot{x}_4 \\ \dot{x}_5 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -x_1 x_2 x_3 + x_2 x_3 x_5 - i_b x_3 \\ \alpha_{22} x_2 \\ \alpha_{33} x_3 \\ \alpha_{44} x_4 \\ \alpha_{55} x_5 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_1 \\ v_2 \\ v_3 \\ v_4 \\ v_5 \end{bmatrix} \tag{3.69}$$

Les paramètres « $x_n |_{n=2 \rightarrow 5}$ » sont modélisés comme des processus Gauss-Markov de 1^{er} ordre.

Pour un processus Markov [53] à une instant « k », l'état de la variable aléatoire est dépendante des états antérieurs {1, ..., k-2, k-1}. Dans le cas du 1er ordre, la variable est dépendante seulement de l'état précédent, instant passé (k-1).

$$E[x(k)|x(k-1), x(k-2), \dots, x(k-1)] = E[x(k)|x(k-1)]$$

$$\dot{x}_n(t) + \alpha_n(t)x(t) = v_n \tag{3.70}$$

Si par spécification, on distingue les paramètres « x_n et v_n » par des propriétés de variables conditionnelles aléatoires de type Gaussien, le processus $x_n(t)$ devient de type Gauss-Markov.

α_n : est l'inverse du temps de corrélation ($1/\tau$), aussi connue sous l'appel du taux de relaxation de la fonction de l'autocorrélation.

$$\dot{x}(t) = F(t)x(t) + v(t)$$

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \\ \dot{x}_3 \\ \dot{x}_4 \\ \dot{x}_5 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -x_2 x_3 x_3 x_5 - i_b & 0 & 0 \\ & \alpha_{22} & & & \\ & & \alpha_{33} & & \\ & & & \alpha_{44} & \\ & & & & \alpha_{55} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \\ x_5 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_1 \\ v_2 \\ v_3 \\ v_4 \\ v_5 \end{bmatrix} \tag{3.71}$$

Notez que le faite de disposer d'une définition mathématique apporte de la précision au modèle et en conséquence à l'estimation des autres paramètres du vecteur d'état.



La solution du système (3.71) est :

$$x(t) = x(t_0). \exp\left(\int_{t_0}^t F(t)dt\right) + \int_{t_0}^t \left[v(t). \exp\left(\int_{t_0}^t F(t)dt\right) \right] d\tau \quad 3.72)$$

L'équation (3.72), décrit l'évolution contenu du vecteur d'état $x(t)$ par rapport au point de référence $x(t_0)$. Pour obtenir la forme temporellement discrète est récursive du système, on considère « $t_0 = t_k$ » et « $t=t_{k+1}$ ».

$$x(t_{k+1}) = x(t_k). \exp\left(\int_{t_k}^{t_{k+1}} F(t)dt\right) + \int_{t_k}^{t_{k+1}} \left[v(t). \exp\left(\int_{t_k}^{t_{k+1}} F(t)dt\right) \right] d\tau \quad 3.73)$$

Pour appliquer l'algorithme d'estimation EKF comme annoncé dans le Tableau 3.2 , l'expression 3.73 est arrangée.

Le pas d'échantillonnage $[t_k, t_{k+1}]$ est choisi petit, vu l'évolution relativement lente du système électrochimique, la batterie à traiter durant la phase de charge est de décharge. En conséquence, on assume que $F(k) \approx F(t)$ et $Q(k) \approx Q(t) / t \in [t_k, t_{k+1}]$.

D'où l'écriture :

$$\Phi(k) = \exp(F(k)\Delta t) \quad \text{et} \quad \theta(k) = \Phi(k)Q(k)\Phi^T(k)\Delta t$$

Comme déjà fait pour le modèle de Thevenin, on a choisi aussi d'injecter le SOC dans le modèle dynamique. On peut substituer « V_{OC} » par « SOC » dans le vecteur d'état ou garder les deux en même temps ; le vecteur d'état X devient ($x_1 = V_p$, $x_2 = 1/R_{D/C}$, $x_3 = 1/C_p$, $x_4 = R_b$ et $x_5 = SOC$ et/ou $x_6 = V_{OC}$). Ce choix va ajouter un autre moyen de contrôle du système par le biais de l'équation 3.61, qui assurerait une atténuation du gain de correction « K » durant l'estimation, et cela est dû au contrôle imposé par le courant de la batterie « i_b » sur l'évolution de son SOC. Cette technique va permettre aux paramètres estimés et plus précisément le SOC de converger plus rapidement et se rapprocher progressivement des valeurs réelles.

Après développement, la propagation du vecteur $x(k)$, de dimension (5x1), est donne par :

$$x(k + 1) = \Phi(k)x(k) + \theta(k)$$

$$\text{avec } \Phi(k) = e^{F(k)\Delta t} \text{ et } F(k) = \begin{bmatrix} \alpha_{11} & \alpha_{12} & \alpha_{13} & \alpha_{14} & \alpha_{15} \\ 0 & \alpha_{22} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \alpha_{33} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \alpha_{44} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \alpha_{55} \end{bmatrix} \quad 3.74)$$

$$\text{et : } a_{11} = -x_2 x_3, a_{12} = x_3 (\beta SOC + V_{Cut-Off}), a_{13} = -i_b, a_{14} = 0, a_{15} = 0, a_{55} = 0.$$

Pour le modèle dynamique couplage entre le vecteur d'observation $z(k)$ et celui de l'état du système est exprimé par l'équation, ci-dessous :

$$z(t) = H(t)x(t) + w(t)$$

$$V_t(t) = [1 \quad 0 \quad 0 \quad -i_b \quad 0] \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \\ x_5 \end{bmatrix} + w(t) \quad 3.75)$$



3.7.4. Estimateur du 2^{ème} modèle de Thevenin, l'effet de polarisation

Pour ce modèle (cf. Figure 3.5), le vecteur d'état contenant les paramètres internes à estimer (V_p , R_p , C_p , et R_s). L'équation (3.11) permet par changement de variable d'obtenir le vecteur d'état X avec comme éléments ($x_1 = V_p$, $x_2 = 1/C_p$, $x_3 = 1/R_p$, $x_4 = R_s$ et $x_5 = SOC$), le modèle sous sa forme non linéaire est illustré par l'équation 3.76. Comme pour les précédents modèles, ce dernier nécessite une reformulation pour l'application de l'algorithme d'estimation optimale KF (cf. §3.6.2 & §3.6.4).

$$\dot{x}(t) = \frac{dx(t)}{dt} = f(x(t), u(t), t)x + v(t)$$

$$\dot{x}_1(t) = -i_b x_2 + x_1 x_2 x_3 + v_1$$

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \\ \dot{x}_3 \\ \dot{x}_4 \\ \dot{x}_5 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -i_b & x_2 + x_1 x_2 x_3 \\ \alpha_{22} & x_2 \\ \alpha_{33} & x_3 \\ \alpha_{44} & x_4 \\ \alpha_{55} & x_5 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_1 \\ v_2 \\ v_3 \\ v_4 \\ v_5 \end{bmatrix} \quad 3.76)$$

$$\dot{x}(t) = F(t)x(t) + v(t)$$

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \\ \dot{x}_3 \\ \dot{x}_4 \\ \dot{x}_5 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_2 x_3 (x_1 x_3 - i_b) & x_1 x_2 & 0 & 0 \\ & \alpha_{22} & & \\ & & \alpha_{33} & \\ & & & \alpha_{44} \\ & & & & \alpha_{55} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \\ x_5 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_1 \\ v_2 \\ v_3 \\ v_4 \\ v_5 \end{bmatrix} \quad 3.77)$$

Pour plus d'information l'équation 3.58 est injectée dans le processus d'état. L'expression 2.37 qui régit l'évolution du SOC est utilisée pour ajuster la quantité réelle des charges par rapport au facteur d'efficacité coulombique¹¹ « γ ».

$$SOC(k+1) = SOC(k) - (\gamma/\omega c_n) i_b(k) \quad 3.78)$$

En conséquence, la propagation du vecteur $x(k)$, de dimension (5x1) est donnée de même que le développement effectué dans {3.72, 3.73, 3.74}.

$$x(k+1) = \Phi(k)x(k) + G(k)u(k) + \theta(k)$$

$$\begin{bmatrix} V_p(k+1) \\ C_p^{-1}(k+1) \\ R_p^{-1}(k+1) \\ R_s(k+1) \\ SOC(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha_{11} & \alpha_{12} & \alpha_{13} & \alpha_{14} & \alpha_{15} \\ & \alpha_{22} & & & \\ & & \alpha_{33} & & \\ & & & \alpha_{44} & \\ & & & & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_p(k) \\ C_p^{-1}(k) \\ R_p^{-1}(k) \\ R_s(k) \\ SOC(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \\ \\ \\ \gamma/\omega c_n \\ \end{bmatrix} [i_b(k)] + \begin{bmatrix} v_1(k) \\ v_2(k) \\ v_3(k) \\ v_4(k) \\ v_5(k) \end{bmatrix} \quad 3.79)$$

11 « γ » : C'est le rapport entre la quantité de charge introduite à la batterie lors de la charge et celle extraite à partir de la batterie lors de la décharge.



Une autre formulation à vecteur d'état réduit [53] peut être mise en œuvre où le couple « R_P, C_P » qui engendre le décalage transitoire au niveau de V_t (cf. §3.2.4, effet de polarisation) est considéré comme étant temporellement constant « $\tau_P = R_P \cdot C_P = C_{st}$ ».

$$x(k + 1|k) = F(k)x(k|k) + G(k)u(k) + v(k)$$

$$\begin{bmatrix} V_P(k + 1) \\ R_s(k + 1) \\ SOC(k + 1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} e^{-1/\omega\tau_P} & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_P(k) \\ R_s(k) \\ SOC(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} R_P(1 - e^{-1/\omega\tau_P}) \\ 0 \\ \gamma/\omega C_n \end{bmatrix} [i_b(k)] + \begin{bmatrix} v_1(k) \\ v_2(k) \\ v_3(k) \end{bmatrix} \quad \mathbf{3.80}$$

Notez que pour cette formulation, l'estimateur KF a besoin, pour initialisation, d'une pré-identification des paramètres constants (R_P, C_P).

Le modèle de couplage entre le vecteur d'observation $z(k)$ et celui de l'état du système est donné, ci-après :

$$z(k) = h(x(k), k) + w(k)$$

$$H(k) = H(k) = \left. \frac{\partial h(x(k), k)}{\partial x^*(k)} \right|_{x_k = \hat{x}_{k|k-1}}$$

$$z(k + 1|k) = H(k + 1)x(k + 1|k) + w(k)$$

$$V_t(k) = [-1 \quad -i_b(k) \quad \beta] \begin{bmatrix} V_P(k) \\ R_s(k) \\ SOC(k) \end{bmatrix} + V_{cut-off} + w(k) \quad \mathbf{3.81}$$

3.7.5. Estimateur du model incluant l'EDL

Ce modèle se différencie par l'ajout d'un autre réseau (couples) de RC pour avoir deux temps de réponse, un temps rapide (TS) et d'autre lent (LS). De même que le précédent modèle, le vecteur de propagation d'état à nombre réduit d'éléments est présenté par l'équation :

$$x(k + 1|k) = F(k)x(k|k) + G(k)u(k) + v(k)$$

$$\begin{bmatrix} V_{ST}(k + 1) \\ V_{LT}(k + 1) \\ R_s(k + 1) \\ SOC(k + 1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} e^{-\frac{-1}{\omega\tau_{ST}}} & & & \\ & e^{-\frac{-1}{\omega\tau_{LT}}} & & \\ & & 1 & \\ & & & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_{ST}(k) \\ V_{LT}(k) \\ R_s(k) \\ SOC(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} R_{ST}(1 - e^{-\frac{-1}{\omega\tau_{ST}}}) \\ R_{LT}(1 - e^{-\frac{-1}{\omega\tau_{LT}}}) \\ 0 \\ \gamma/\omega C_n \end{bmatrix} [i_b(k)] + \begin{bmatrix} v_1(k) \\ v_2(k) \\ v_3(k) \\ v_4(k) \end{bmatrix} \quad \mathbf{3.82}$$



Le vecteur d'observation $z(k+1)$ en fonction du vecteur a priori l'état $x(k+1|k)$ du système est donné par :

$$z(k + 1|k) = H(k + 1)x(k + 1|k) + w(k)$$

$$V_t(k) = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -i_b(k) & \beta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_{ST}(k) \\ V_{LT}(k) \\ R_s(k) \\ SOC(k) \end{bmatrix} + V_{cut-off} + w(k) \quad \text{3.83)}$$

3.7.6. Estimateur pour le model dynamique multi-niveau

Pour ce modèle, la correction apportée à la capacité nominale « C_n » de la batterie (cf. équation 3.21) est traduite par l'introduction de la capacité « C_n » dans le vecteur d'état $x(k)$ comme paramètre à estimer.

L'évolution du vecteur d'état (6x1) :

$$x(k + 1) = \Phi(k)x(k) + G(k)u(k) + \theta(k)$$

$$\begin{bmatrix} V_p(k + 1) \\ R_{D/C}^{-1}(k + 1) \\ C_p^{-1}(k + 1) \\ R_b(k + 1) \\ SOC(k + 1) \\ C_b \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha_{11} & \alpha_{12} & \alpha_{13} & \alpha_{14} & \alpha_{15} & 0 \\ 0 & \alpha_{22} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \alpha_{33} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_p(k) \\ R_{D/C}^{-1}(k) \\ C_p^{-1}(k) \\ R_b(k) \\ SOC(k) \\ C_b \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \\ \\ \gamma/\omega_{C_n} \\ \\ \\ \end{bmatrix} [i_b(k)] + \begin{bmatrix} v_1(k) \\ v_2(k) \\ v_3(k) \\ v_4(k) \\ v_5(k) \\ v_6(k) \end{bmatrix} \quad \text{3.84)}$$

Le modèle de l'observation $z(k)$ est le même que celui du modèle dynamique présenté par l'équation 3.75.

Une autre approche plus directe est d'utilisée, une modélisation de $C_b=C_n(i_b)$ (cf. équation 3.24) pour corriger récursivement les autres paramètres en relation avec le C_n , sans l'ajouter comme élément au vecteur d'état $x(k)$.

Noter que l'ensemble des modèles, présentés antérieurement, peuvent bénéficier des deux méthodes de correction de la capacité nominale « C_n » ; une autre sera à présenter dans la partie expérimentale.



3.8. Conclusion

Ce chapitre a été consacré à détailler les modèles proposés pour l'identification des paramètres d'une batterie, à expliquer le filtre de Kalman d'une manière globale comme méthode d'estimation loin de son domaine d'application d'origine (poursuite des cibles) afin de se rapprocher plus en plus à notre problème d'identification des paramètres internes d'une batterie.

Par la version adaptative du filtre (AEKF) on propose une solution pour contourner tout problème lié à une éventuelle évolution statistique des perturbations ou un manque d'information au niveau de la modélisation de la batterie.

Par la suite, des reformulations ont été proposées pour les différents modèles du système à traiter (batterie), dans le but de développer l'estimateur quasi optimal qui correspond au type de batterie et qui est adéquat à l'application. Dans ce sens, des ajustements (pré et/ou post-traitement), sur la base de données expérimentale, sont nécessaires pour les paramètres initiaux qui seront l'un des sujets à traiter dans le chapitre qui suit.

Chapitre 4

Résultats &

Discussions.



4.1. Introduction

En vue de valider les modèles des batteries, illustrés au début du chapitre 3, et leurs différentes versions d'estimateurs développés pour l'indentification des paramètres internes d'une batterie (cf. chapitre 3), on a dû développer certains outils software pour le prétraitement ainsi que le post-traitement, Figure 4.2.

Aussi, on a réalisé un banc de tests (photovoltaïque) qui nous a permis de caractériser une batterie selon différents profils adaptés, pour mieux valider et interpréter les résultats obtenus, Figure 4.1.

4.2. Logiciel d'analyse des batteries

La Figure 4.1 montre l'interface principale du logiciel (GUI) développé sous environnement « Matlab », utilisé pour le post-traitement. Ce logiciel intègre les différents outils d'identification de l'état de la batterie et offre une analyse exhaustive des différents paramètres de la batterie mise à l'épreuve à travers les différents modèles illustrés dans le chapitre 02 ; il offre aussi la possibilité de l'estimation de paramètres sélectionnés sur la base d'estimateurs proposés dans le chapitre 03 et développés pour être utilisés avec n'importe quel modèle sélectionné.

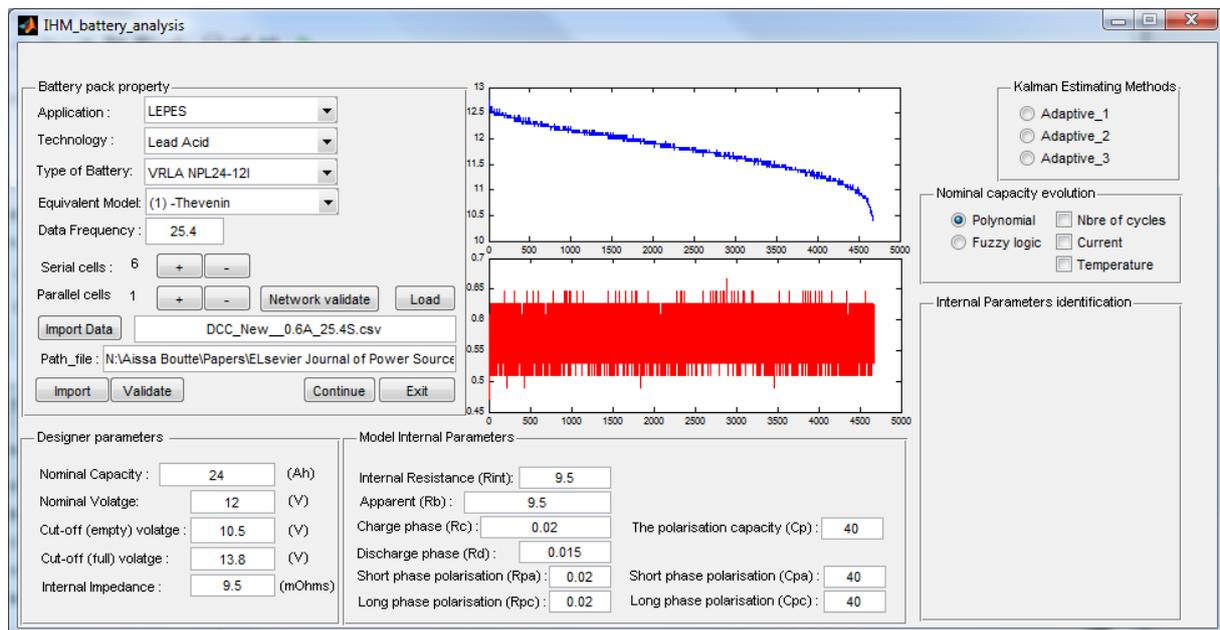


Figure 4.1 Logiciel de post-traitement et d'analyse des résultats du test.

Les différentes possibilités de configuration et d'utilisation de ces outils sont déployées par un organigramme (Flowchart) donné par ci-après, Figure 4.2.

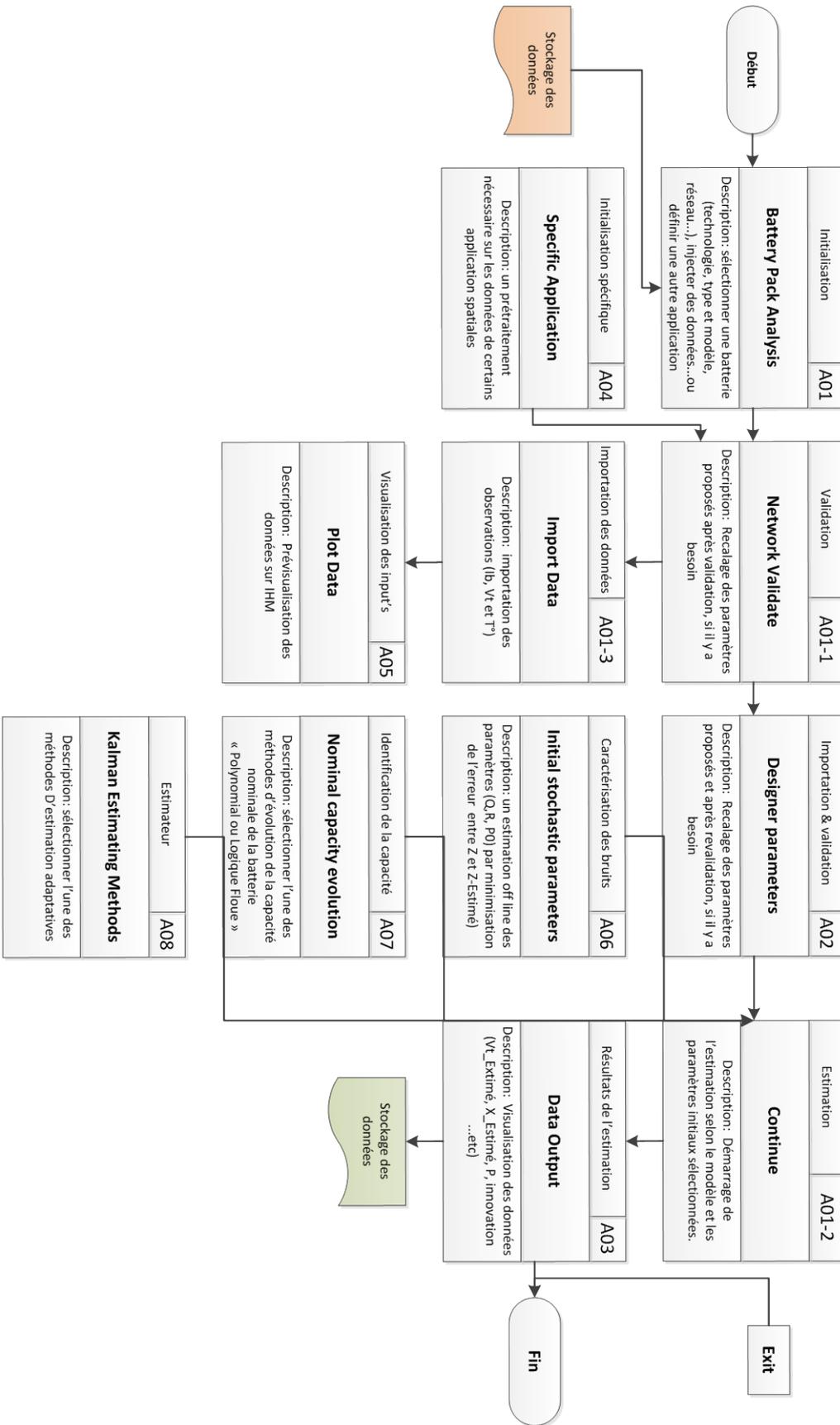


Figure 4.2 Le diagramme des différentes phases lors du post-traitement.



4.2.1. Les modèles inclus

Dans le développement du software, chaque modèle établi dans le chapitre 02 est défini en un système d'état (cf. chapitre 03) et inclus comme tel dans un sous-programme. Chaque modèle est identifié par :

- Dimension du système (n, m, p)
- Vecteur d'état $x (n \times 1)$
- Vecteur de contrôle $U(m \times 1)$
- Vecteur d'observation $Z(p \times 1)$
- Les matrices de l'estimateur (P, Q, R, H)

4.2.2. Les technologies de batteries

Selon la Figure 4.2, le logiciel démarre par la sélection de l'application (projet ou satellite) qui identifie le nombre des cellules, leur réseau de connexion (série et/ou parallèle) et la fréquence d'observation (ω) maintenue dans ce projet¹². Par la suite, on choisit la technologie et le type de la batterie ; dans le cadre de notre travail, on s'est focalisé sur trois types de batterie (VRLA-YUASA-NPL24-12I, Ni-Cd-Sanyo-N4000DRL et Li-Ion-Sony-18650HC), voir Annexe « A ». Une fois application et type sélectionnés, l'accès est systématique aux valeurs initiales des paramètres internes de la batterie/cellule, ces derniers vont être injectés comme paramètres initiaux de l'estimateur choisi selon le modèle.

4.2.3. Intégration des paramètres des batteries

Sur le GUI de notre logiciel, les paramètres internes de la batterie sont présentés (cf. Figure 4.1) en deux volets « Designer parameters » et « Model internal parameters », ces paramètres vont être intégrés comme entrée à notre système d'estimation. Le logiciel offre aussi la possibilité de les recalculer par rapport à des besoins spécifiques ou durant la phase du calibrage du modèle de la batterie/cellule.

4.2.4. Prétraitement pour l'obtention des paramètres initiaux

Certains paramètres initiaux de la batterie peuvent être obtenus directement à partir de la documentation technique fournie par le fabricant en cas où on utilise des batteries neuves. Ceci étant nous les avons identifiés dans notre logiciel par le volet « Désigner paramètres », voir Figure 4.1. En cas d'une batterie déjà utilisée où son état est non suivi, il va falloir procéder à une identification à travers les données expérimentales.

Les paramètres susceptibles d'être déterminés à travers des méthodes expérimentales ou d'estimations sont regroupés dans le volet « Model internal

¹² ω est un paramètre de test ou de bord : il est fixé lors des essais dans le banc de test ou il est imposé par le bord pour la TM satellite.



paramètres ». À titre d'exemple, on prend une batterie avec un nombre de cycles « charge/décharge » avancé, et on essaye de déterminer sa résistance apparente.

- La résistance apparente ou la somme des résistances (R_{int}) de la batterie (cf. §2.5.7.1) est calculée selon l'équation 2.20. sur les bases d'une réponse rapide de décharge suivi d'un repos ou l'inverse. Dans notre cas, on prend la moyenne de deux phase de décharge ; la Figure 4.3 illustre la réponse de décharge d'une batterie VRLA-YUASA NPL24-12 qu'on a utilisée au LEPESA.

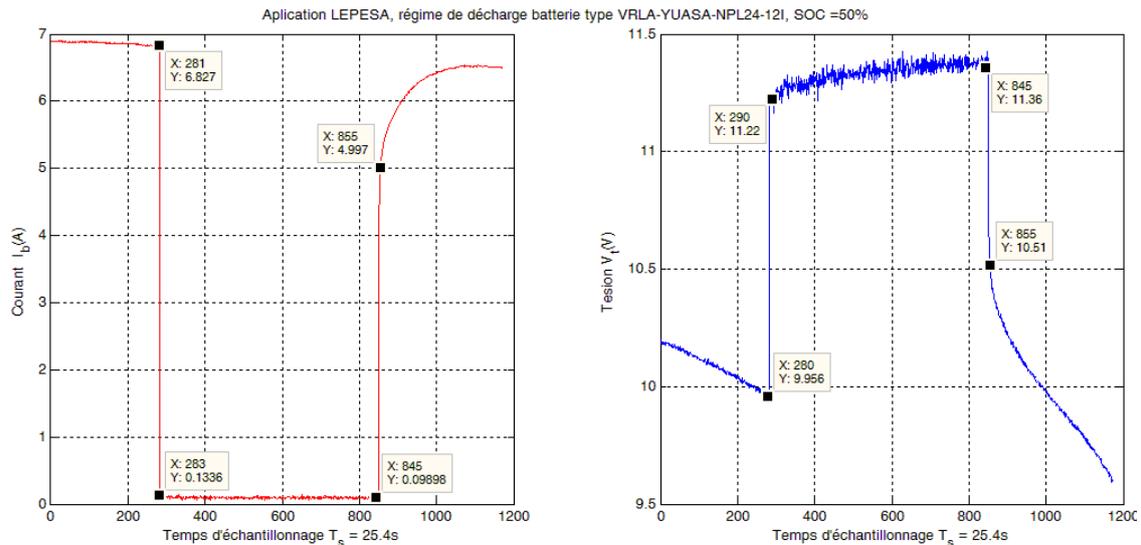


Figure 4.3 Réponse de la batterie après basculement rapide, Décharge \Leftrightarrow Repos.

$$R_{int} = \text{moyenne} \left(\frac{\Delta V_T}{|I_b|} \right) = \left(\frac{|(9.96-11.19)|}{6.70} + \frac{|(11.39-10.51)|}{5.00} \right) / 2 = 180 \text{ m}\Omega \quad 4.1)$$

Si vous comparez la valeur nominale donnée par le fabricant « 9.5m Ω » pour une batterie neuve avec celle trouvée après test « 180 m Ω », on remarque que la différence est grande. Toutefois si on la compare à la résistance en fin de vie « 1.25 Ω » (après 440 cycles pour un DOD = 50%), on comprend que cette batterie reste en état d'utilisation.

En plus de la dégradation, l'évolution de la R_{int} est due à plusieurs facteurs :

- l'état de charge de la batterie ; pour ce cas (SOC = 50%) donc une perte en matière active qui engendre une diminution de la mobilité ionique en interne, voir §02.4.1.
- un courant de décharge très élevé « ~7A », en conséquence la chute rapide de la tension est compensée par une augmentation de la résistance interne de la batterie,
- une température interne (batterie) élevée dû au régime fort de décharge de la batterie, voir §2.5.2.



4.2.4.1. Détermination des paramètres par algorithme génétique

Les algorithmes génétiques (GA) font partie des algorithmes évolutionnistes. Leur but est d'obtenir une solution approchée à un problème d'optimisation, lorsqu'il n'existe pas de méthode exacte pour le résoudre. Dans notre cas, on a fait appel à cette méthode pour déterminer les taux de relaxation « $\tau = R \cdot C$ » qui caractérise l'effet de polarisation pour les modèles développés dans le chapitre 02. Cette identification se fait en prétraitement « Off-line » pour obtenir les valeurs initiaux des paramètres : « R_b et C_p » pour le modèle dynamique (cf. §3.2.5), « R_{st} et C_{st} » pour le modèle de Thevenin incluant l'effet de polarisation (cf. §3.2.4) et en deuxième optimisation on peut avoir « R_{Lt} et C_{Lt} » pour le modèle incluant l'EDL (cf. §3.2.5).

Selon la formulation mathématique des GA, la solution proche de l'optimal est obtenue en minimisant la fonction d'évaluation, ci-dessous, « GA_bat_fitness » sous aucune contrainte d'égalité ou d'inégalité [57] [58] [59] [60].

$$\begin{cases} \min\{\psi_N(\hat{y}(k)^{(g)})\} \\ \psi_N(\hat{y}(k)^{(g)}) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (V_t(k) - \hat{V}_t(k))^2 \\ \hat{V}_t(k) = h(\hat{y}(k)^{(g)}, k) \end{cases} \quad 4.2)$$

Avec $\hat{y}(k)^{(g)}$: l'estimation de la population actuelle de l'estimé $\hat{y}(k)$ à la génération (g), avec « $y = \tau$ » ou on peut prendre « $y = \tau/R$ » pour estimer la capacité « C » seulement¹³. « N » est fixé par le nombre d'échantillons injectés.

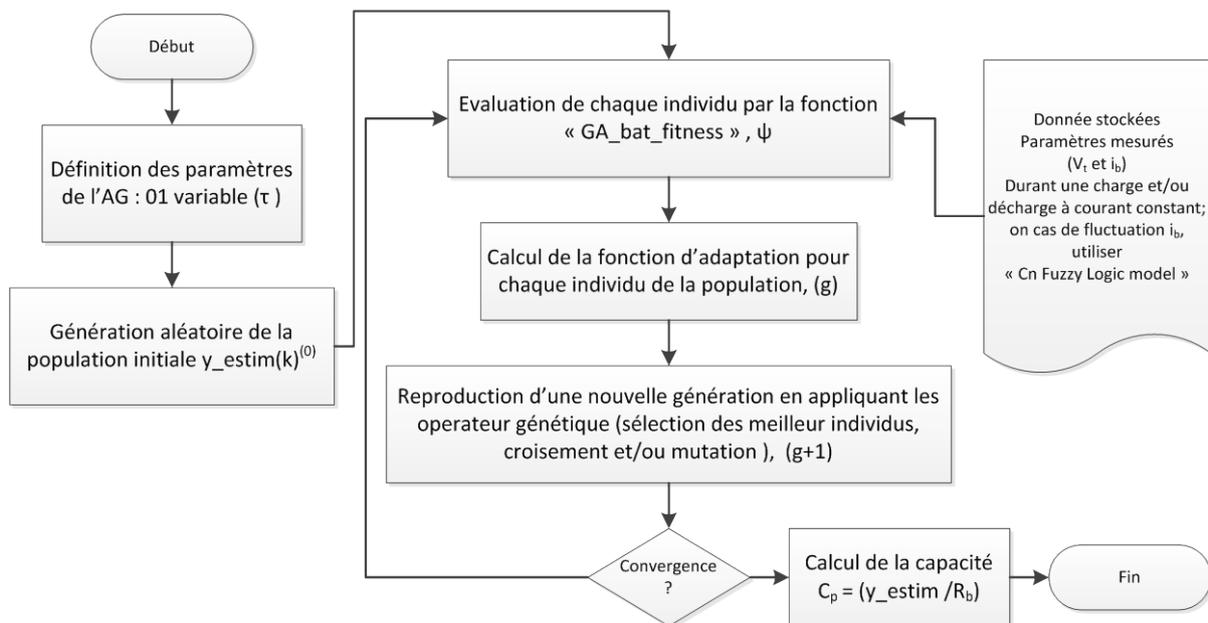


Figure 4.4 Diagramme du calcul de la capacité « Cp » par Algorithme Génétique.

¹³ Dans ce cas on prend la valeur donnée par le fabriquant pour la résistance interne.



4.2.5. Modélisation polynomiale de la capacité de la batterie

La variation de la capacité nominale de la batterie, selon §2.5.3 et §3.7.6, peut être exprimée par une modélisation de $C_b=C_n(i_b, T^\circ)$ (cf. Équations 2.15 et 2.54) afin de corriger récursivement son état. Cette méthode apporte une correction de la capacité nominale proportionnelle aux variations du courant et des paramètres environnementaux ; cette correction est aperçue directement sur le SOC de la batterie. Cette approche a été exprimée antérieurement par le modèle dynamique à niveau §3.2.6; la tension « V_{Loss} » intègre les corrections proportionnelles au courant (i_b), la figure 2.23 illustre l'évolution de C_n , et l'équation 4.3 donne le polynôme qui modélise cette évolution.

$$C_n(i_b) = -0.012i_b^3 + 0.293i_b^2 - 2.536i_b + 26.644 \quad 4.3)$$

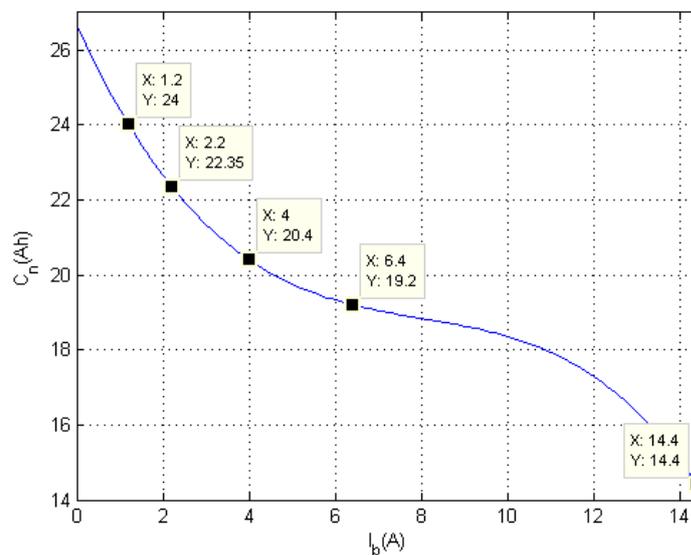


Figure 4.5 L'évolution de $C_{usable}(i_b)$ d'une batterie VRLA « NPL24-12 ».

4.2.6. Modélisation par logique floue de la capacité de la batterie

Des explications données au préalable (cf. §3.2.6), les profils des missions (ou application) ne sont pas les mêmes, certains sont stables ou ont des variations lentes, d'autres présentent des fluctuations rapides. En conséquence, pour un profil fortement agité (e.g. profil urbain pour une HEV) le choix de l'approche polynomiale pour le modéliser, « C_n » devient une source de perturbation et fait réagir les paramètres estimés de la batterie instantanément avec les fluctuations du courant, chose qui n'est pas appréciable dans un système BMS ou il faut avoir des valeurs (e.g. SOC) significatives et exploitables pour le contrôle et la gestion d'un système de puissance. Des applications spatiales ont des profils à paliers autour d'une valeur « i_b » prédéfinie avant le lancement. Pour assurer un compromis, une modélisation en logique floue qui tient en compte de l'expertise humaine est proposée. La Figure 4.6 illustre les fonctions des règles floues de l'entrée « i_b » et la sortie « C_n » sur la base du modèle de Mamdani [61].

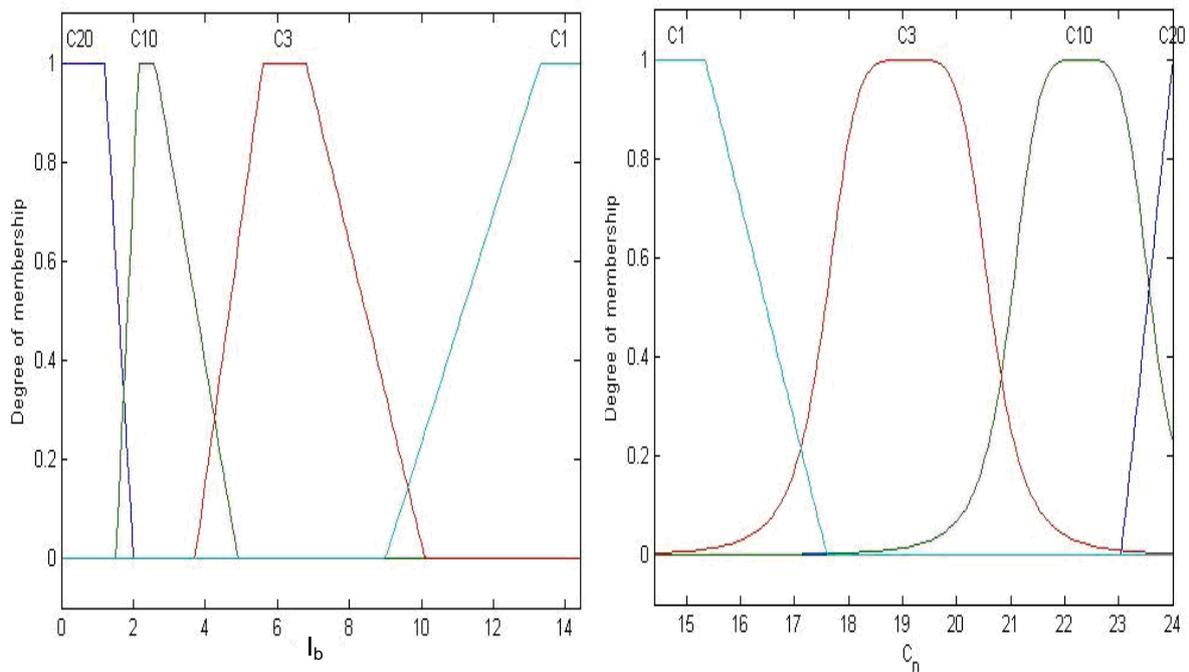


Figure 4.6 Les fonctions des règles floues, entrée (i_b) et sortie (V_t).

La Figure 4.7 montre comment est introduit le modèle flou de la capacité nominale dans la boucle récursive de l'estimateur.

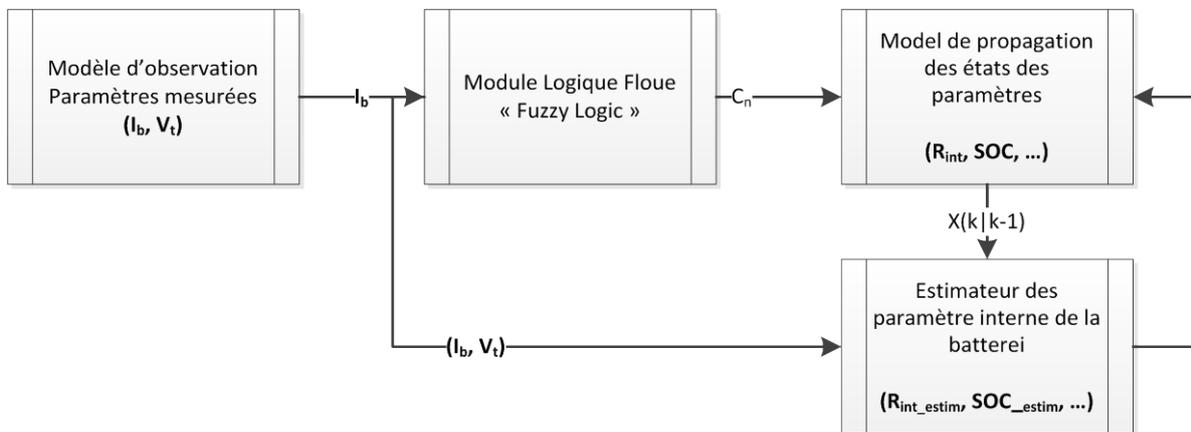


Figure 4.7 Diagramme de l'implémentation de la logique floue dans l'estimateur.

Remarque : Notez que le choix d'une modélisation de la capacité nominale, polynomiale ou par logique floue est possible pour tous les modèles de batteries.

4.2.7. Intégration de la température « T° »

Selon le paragraphe §2.5.2, la température « T » a une influence sur les paramètres de la batterie, dans ce travail car on s'est intéressé à ce paramètre



environnementale et sur son effet sur la capacité de la batterie, exprimée par la formulation empirique 2.12 réécrite ci-dessus.

$$C_{N(T)} = C_{N(20C^\circ)} \times [1 + z(T^\circ - 20^\circ C)] , \quad \text{avec } z = 0.006[K^{-1}] \quad 4.4)$$

Figure 4.8, illustre l'évolution de la capacité nominale d'une batterie VRLA selon différentes valeurs de la température, à titre d'exemple, notre batterie de laboratoire « VRLA, YUASA NPL24V-12Ah » fonctionnant à $I_b = 1.2A$ et $T^\circ = 30C^\circ$ avec $C_{N(20C^\circ)} = 24Ah$ aurait une capacité de $C_{N(30C^\circ)} = 22,64Ah$.

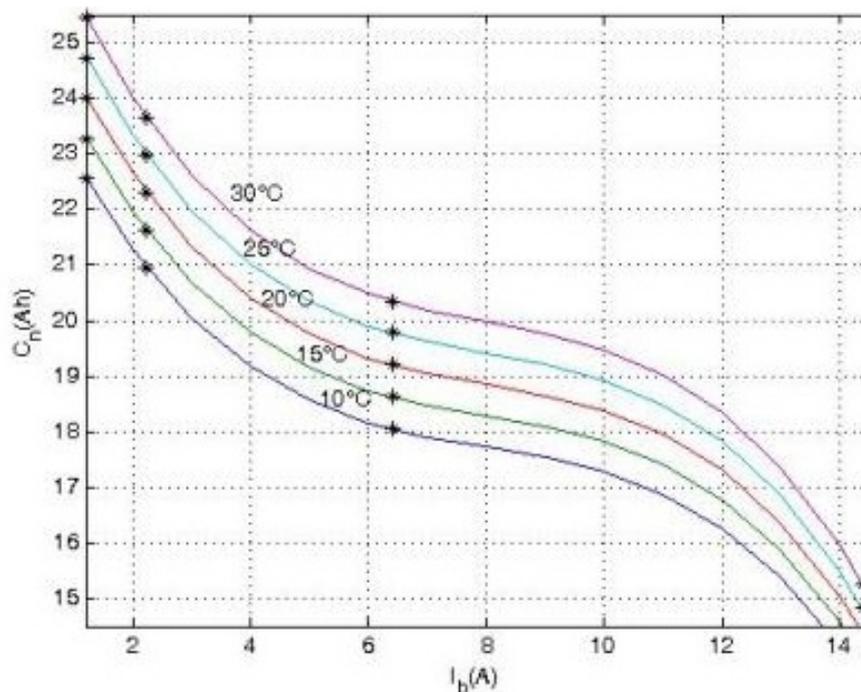


Figure 4.8 L'évolution de la capacité « C_n » selon différentes températures.

4.3. Banc de test photovoltaïque

4.3.1. Partie software du banc de test

Afin de préparer les données collectées lors des tests expérimentaux sur les batteries, de contrôler le banc d'essai, et d'assurer le monitoring des paramètres de la batterie en test, on a développé un logiciel qui comprend un nombre d'utilitaire de commande, d'acquisition et de traitement ainsi que l'estimation direct basé sur le filtre de Kalman. La Figure 4.9 présente l'interface principale du logiciel (IHM) développé sous l'environnement « Borland C++ Builder06 ».

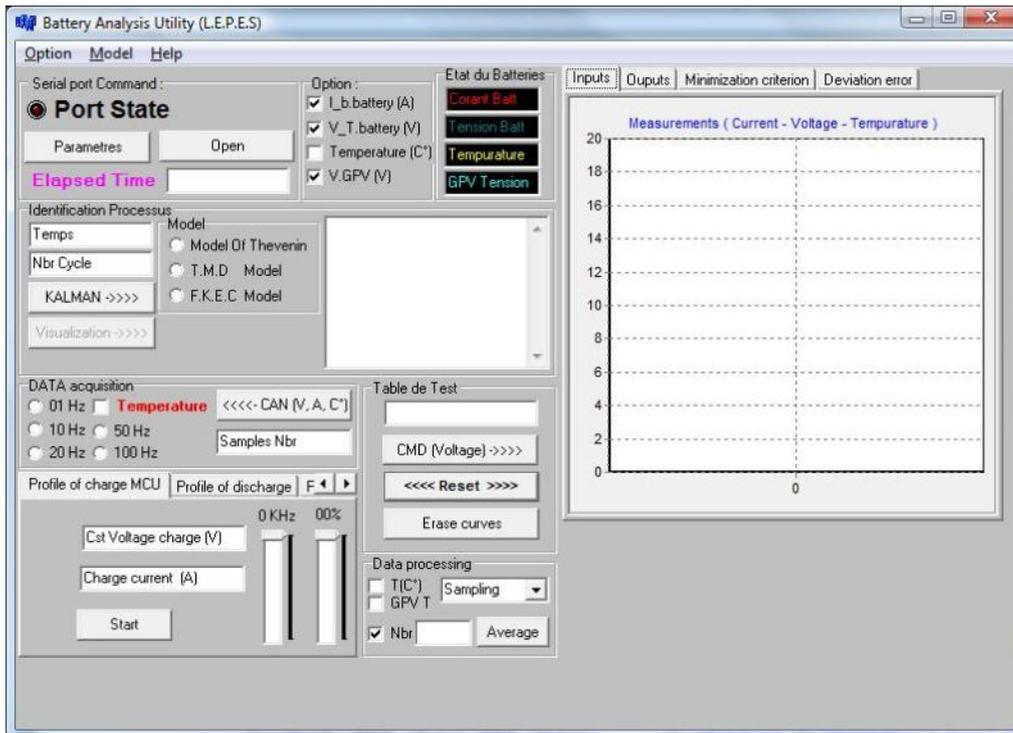


Figure 4.9 L'interface visuelle du logiciel développé 'Battery Analysis Utility'.

4.3.1.1. Module d'acquisition

Il comporte deux sous-modules :

- **La communication avec l'IHM**, qui est assurée par une liaison Rs232 (aussi une possible liaison par USB), ce sous module assure le choix des paramètres de transmission série entre la carte de contrôle et le Pc (Port, Parité, vitesse...etc), le début et la fin de la transmission.
- **L'acquisition des données**, ce sous module nous permet de contrôler la vitesse d'acquisition (échantillon/s) par sélection d'une fréquence bien déterminée, ainsi que le nombre d'échantillons voulu pendant un processus (charge ou décharge). On option, il est possible d'activer ou de désactiver l'acquisition de l'une des grandeurs observées.

4.3.1.2. Module de la commande des processus

Pour couvrir les profils prédéfinis dans le chapitre02 (§2.6et §3.2), ce module, à travers ses volets de contrôle (cf. Figure 4.9), offre la supervision de charge et de décharge. Comme expliqué, ces profils reproduisent des scénarios cycliques de charge et/ou de décharge avec des éventuels temps de repos dans le but de caractériser notre système (batterie utilisée et le domaine d'application Système Photovoltaïque).



➤ Profil de charge à tension constante (CV)

Ce profil, illustré par l'organigramme ci-dessous, mis en pratique le protocole définit dans §2.6.1. Le contrôle adapté pour maintenir la tension de la batterie « V_{batt} » constante se fait sur le rapport cyclique « α » par son incrémentation pour accroître « V_{batt} » jusqu'à atteindre la tension consigne « V_{RC} », en cas de dépassement « α » sera décrémentée. Le courant de charge « I_{batt} » est aussi surveillé avec une tendance de diminution graduelle afin de charger pleinement la batterie sans la dégrader.

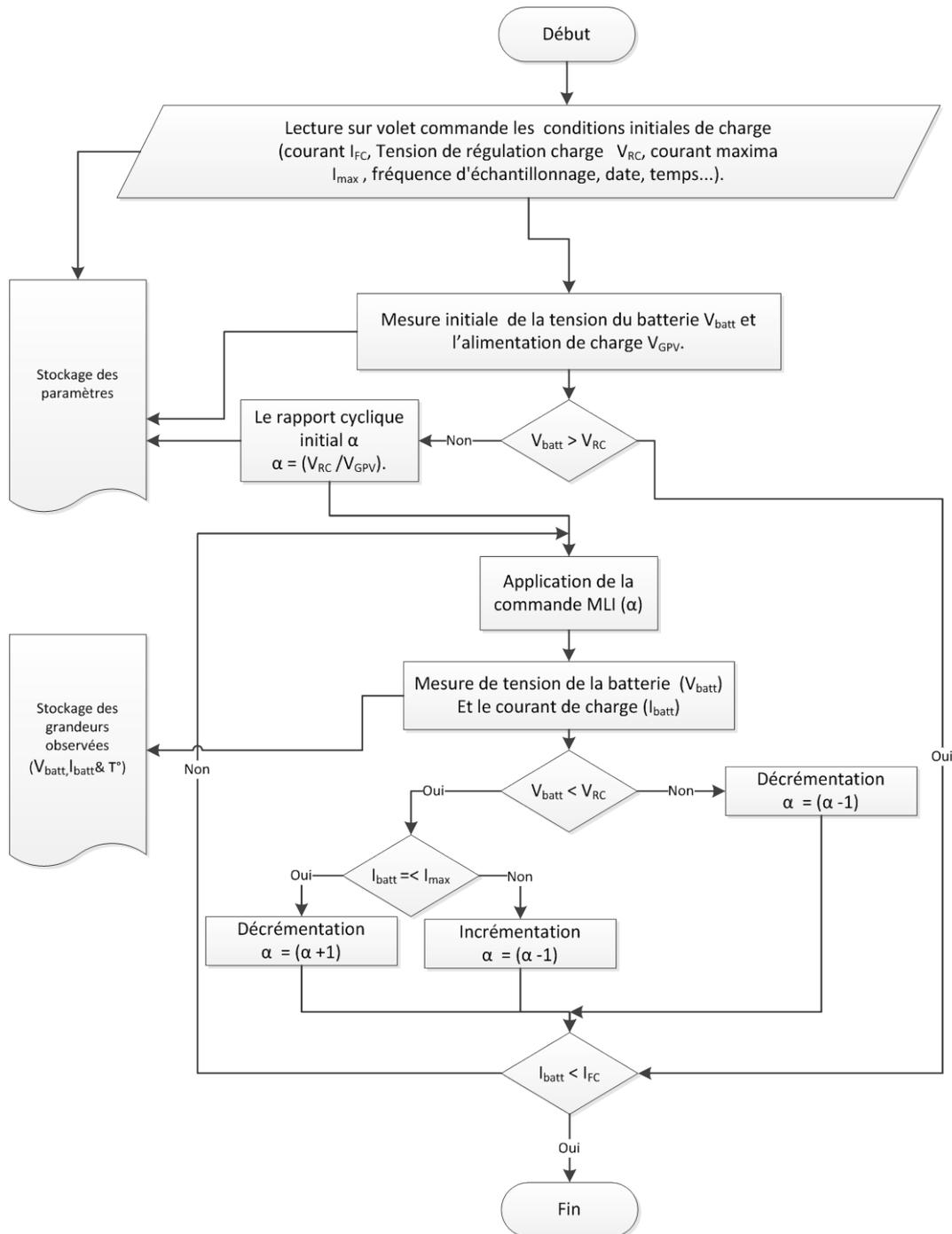


Figure 4.10 Organigramme du profil de charge à tension constante « CV ».



➤ Profil de charge à courant constant (CC)

Ce profil, illustré par l'organigramme ci-dessus, mis en pratique le protocole définit dans §2.6.2. Le contrôle adapté pour maintenir la la charge à courant constant « $I_{batt} = I_{CC}$ » est basé sur la correction en continu du rapport cyclique « α » ; l'arrêt de la charge se fait une fois la tension de la batterie atteint la tension de fin de charge « V_{FC} ».

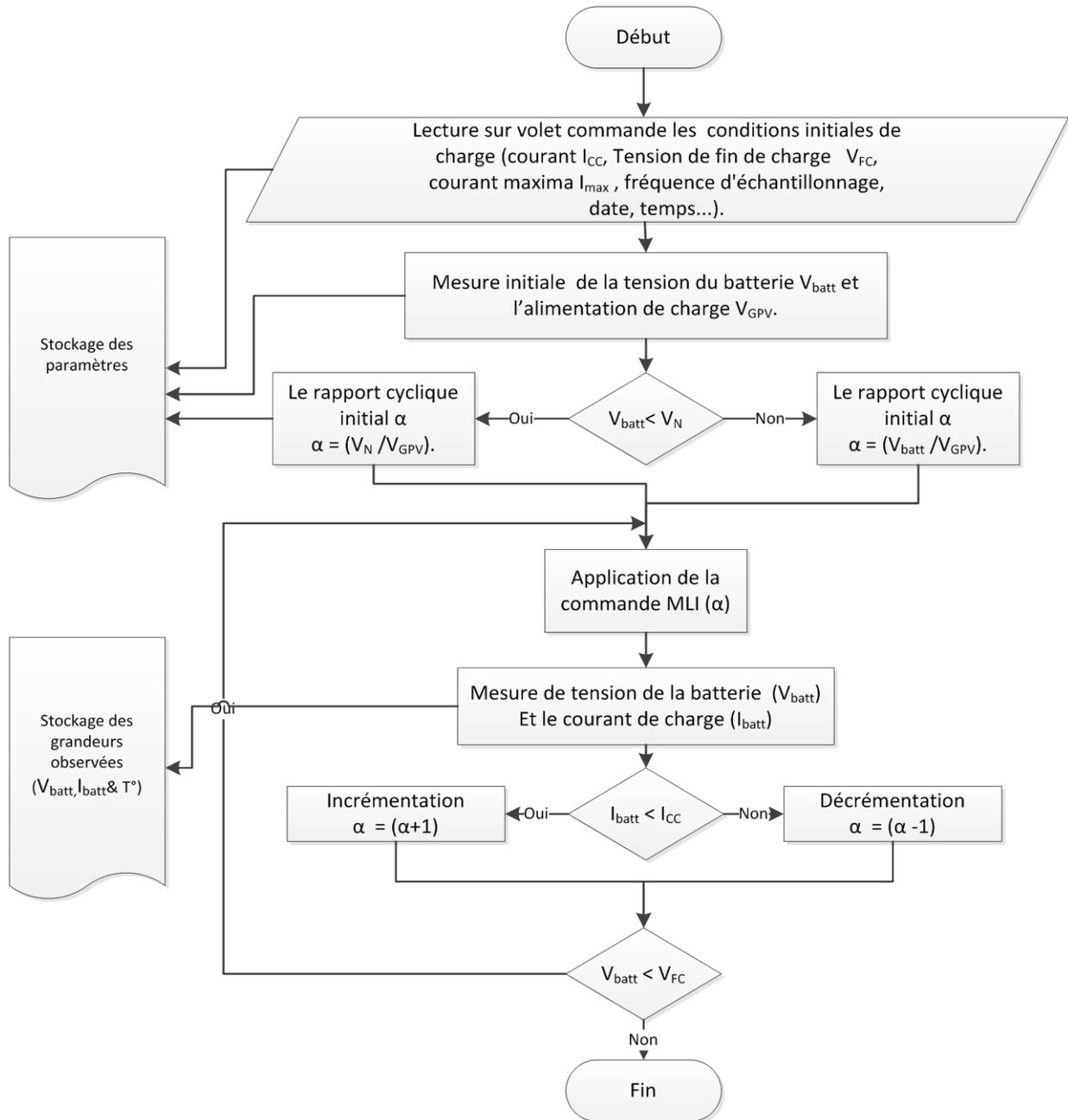


Figure 4.11 Organigramme du profil de charge à courant constant « CC ».



➤ Profil de charge à courant constant (CC-CV)

Ce profil, illustré par l'organigramme ci-dessus, mis en pratique le protocole définit dans §2.6.22.6.3. Le contrôle adapté combine les deux techniques précédemment décrites.

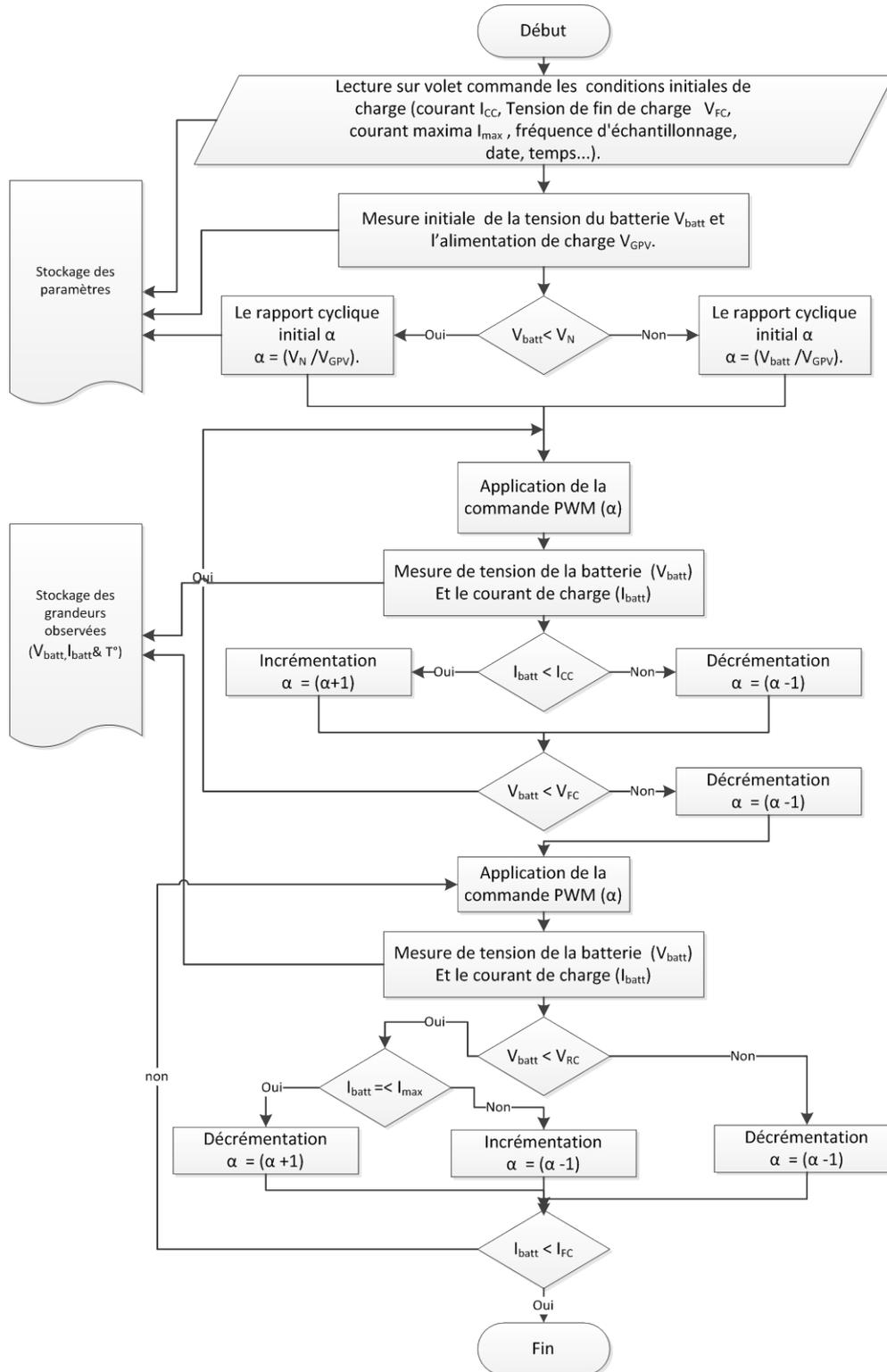


Figure 4.12 Organigramme du profil de charge à courant constant « CC-CV ».



➤ Profil de décharge à courant constant (DCC)

Ce profil, illustré par l'organigramme ci-dessus, permet de créer des phases de décharge pour simuler une consommation demandée, voir §2.6.4, jusqu'à atteindre la tension d'arrêt « V_{FDC} » qui correspond à une accélération brusque du chute de tension.

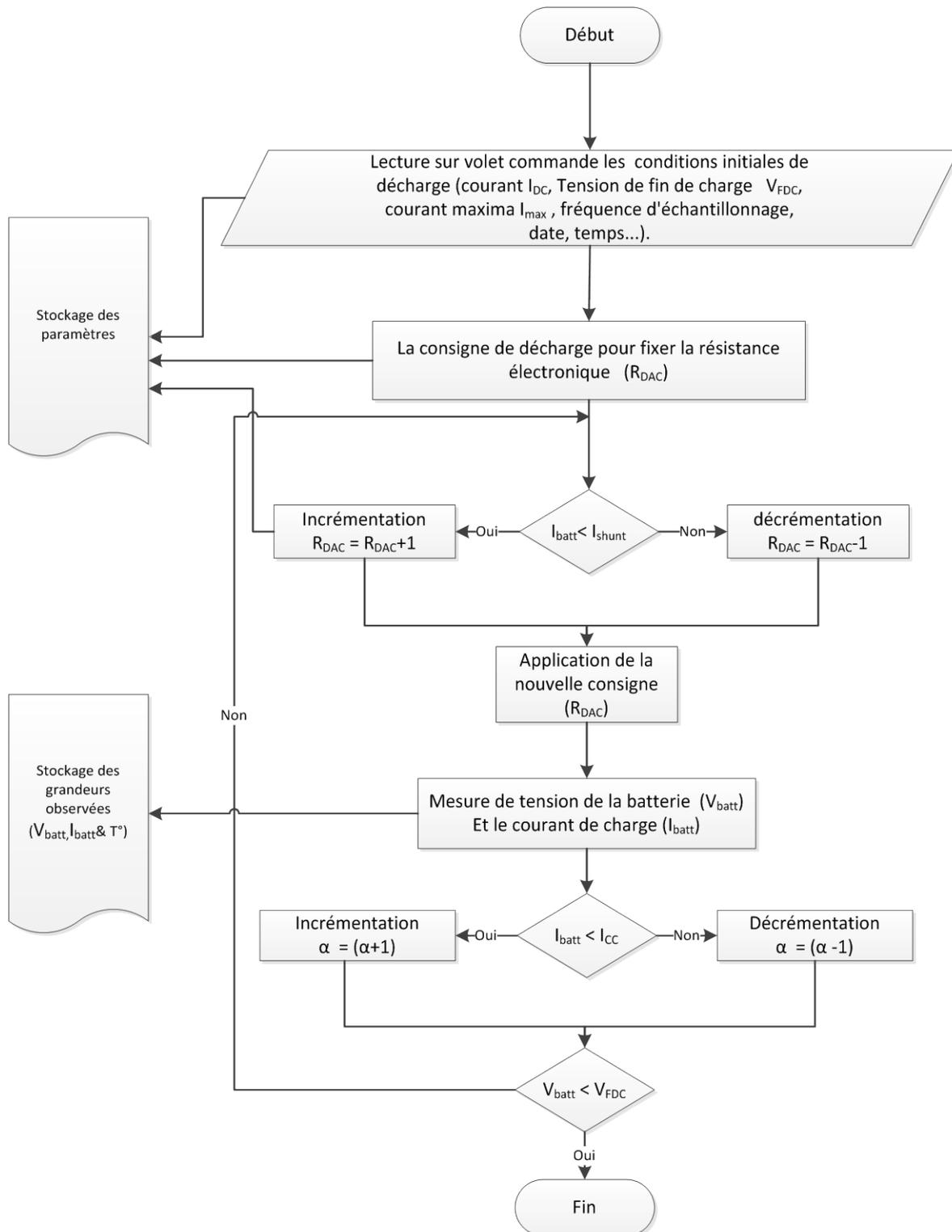


Figure 4.13 Organigramme du profil de décharge à courant constant « DCC ».



4.3.2. Réalisation du banc de test

La réalisation d'un banc de test est une partie de l'ensemble du projet qui est de concevoir et réaliser une plateforme de test et de validation des batteries (cf. Figure 4.14). Cette plateforme devra assurer la validation des prototypes des sous-systèmes de puissance destinés à alimenter des satellites.

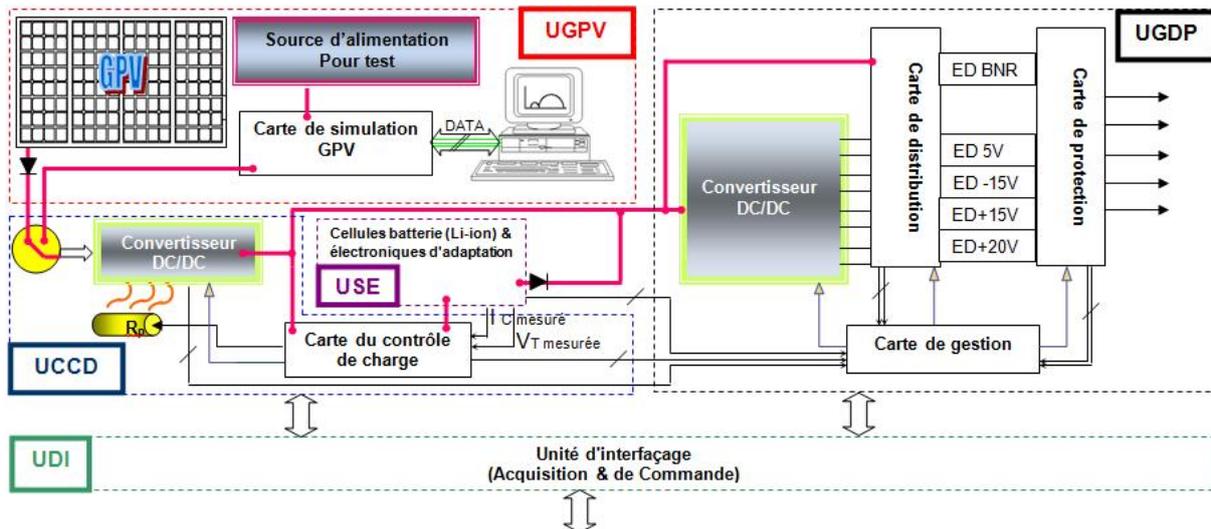


Figure 4.14 Le diagramme de la plateforme de test et de validation des batteries.

La réalisation du banc de test permet de s'approprier un moyen de test spécifique aux batteries à un prix abordable [62] [63] [64] [65]. Entre autres, il permet lors des tests expérimentaux sur notre système, de se rapprocher de la réalité par les multiples configurations possibles et d'avoir des résultats fiables. La Figure 4.15 donne une vue d'ensemble sur les modules du banc réalisé et les possibles configurations ; plus de détails seront dévoilés dans les paragraphes qui suivent et d'autres seront présentés dans l'annexe.

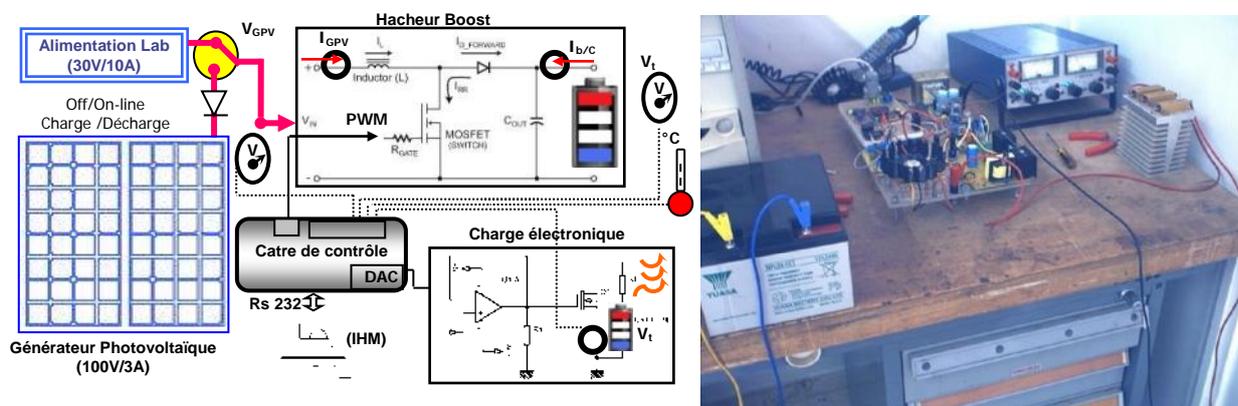


Figure 4.15 Le banc de test et de caractérisation des batteries



4.3.2.1. Module de contrôle

L'ensemble des modules constituant le banc sont contrôlés par une carte noyau développée à base d'un microcontrôleur ; la carte finalisée se sert d'un PIC 18F4550 pour assurer la collecte des données du banc : (Température C°, Courant de la batterie I_b, Tension de la batterie V_t, V_{GPV}) pour contrôler les phases de charge et de décharge en opération.

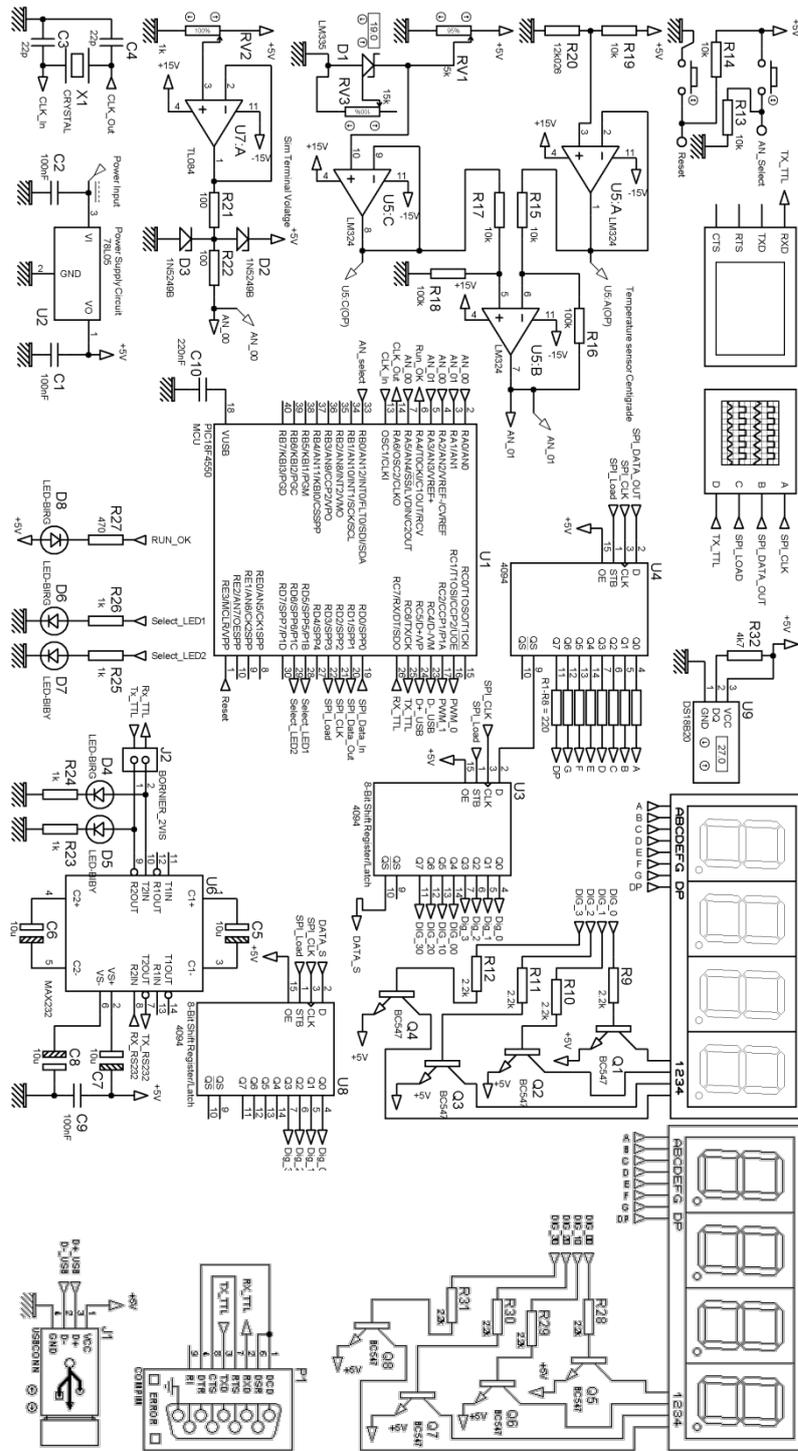


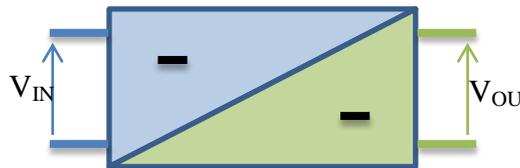
Figure 4.16 Schéma de la carte de contrôle



4.3.2.2. Module de régulation de la charge de la batterie

Ce module a pour objectif de contrôler la phase de charge de la batterie soit par (MPPT) dans le cas d'un générateur GPV ou à cosigne directe pour les alimentations de laboratoire. Il permet aussi de reproduire des allures courant-tension (profils spécifique de test) qui peuvent survenir lors d'une utilisation régulière d'une batterie (profil urbain d'une voiture EV, mission satellite...etc.), le choix de la configuration est justifié au cours des tests.

La régulation de la charge est basée sur un convertisseur DC/DC (voir la cf. figure) [66]. Un DC/DC est une alimentation à commutation forcée 'commandée' qui a pour fonction de fournir une tension continue variable ' V_{OUT} ' à partir d'une tension continue fixe ' V_{IN} '. On distingue deux types 'hacheur' :



- Hacheur abaisseur de tension, « Back converter », si $V_{OUT} < V_{IN}$
- Hacheur élévateur de tension, « Boost converter », si $V_{OUT} > V_{IN}$

On note que d'autres topologies d'hacheur peuvent être tirées de ces deux types d'hacheurs [67].

4.3.2.3. Module de génération de la commande MLI « PWM »

La technique de commande la plus utilisée en électronique de puissance pour contrôler la sortie d'un hacheur est La MLI (modulation de la largeur d'impulsion), communément connue par son abréviation anglaise de PWM (*pulse width modulation*), on s'est basé sur deux techniques pour générer le signal de commande PWM [68] :

- PWM analogique, génération par circuits analogiques. Cette technique consiste à moduler un signal triangulaire (la porteuse) généré avec un signal continue d'amplitude variable qui provient du convertisseur numérique analogique, pour plus d'information voir annexe § D.1 .
- PWM digitale, Génération par module soft présent sur un microcontrôleur. Pour le cas présenté, on a utilisé Le microcontrôleur MC18F4550 qui dispose d'un module CCP/PWM à 02 canaux avec une résolution qui dépasse les 10bits. Pour plus de détails, voir les explications techniques données en annexe D.2 , selon le MC choisi.

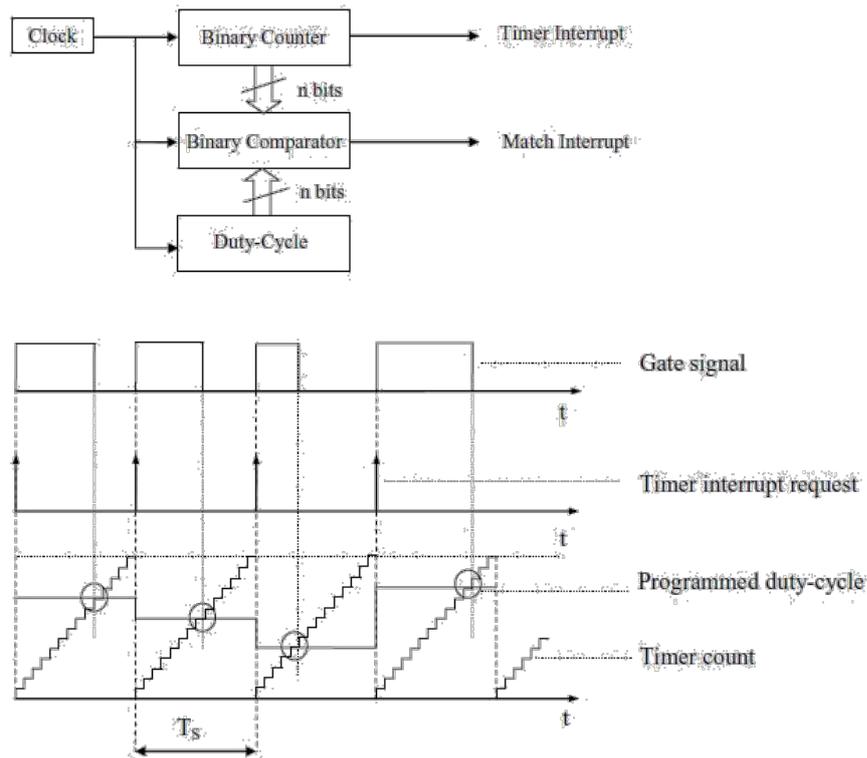


Figure 4.17 Le diagramme du principe de la génération du PWM digital [68]

4.3.2.4. Module de protection d'isolation et de puissance

Ce circuit, Figure 4.18, représente une interface entre la partie de puissance « le hacheur » et sa commande assurée par la carte de commande et d'acquisition (Figure 4.16 et/ou Figure D.1) afin de réaliser une isolation entre les deux parties (protéger les circuits de faible puissance).

Pour cela, on a utilisé le circuit intégré IR2125 (International Rectifier) au lieu d'un découplage par des dispositifs optiques (optocoupleur) ou isolation galvanique par des transformateurs d'impulsion, évitant ainsi la complexité au niveau de la conception et réduisant le coût. Entre autres les avantages cités ci-dessus, ce choix a permis de fonctionner à des fréquences plus élevées.

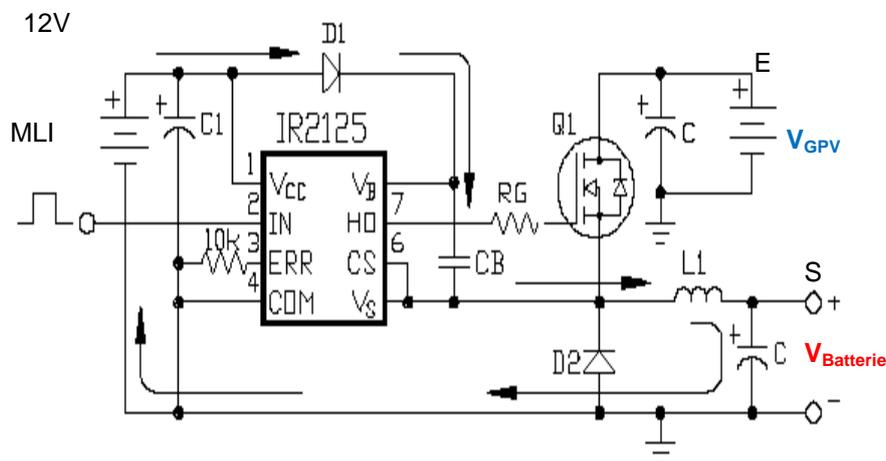


Figure 4.18 Montage du circuit d'isolation IR2125 (Gate driver)

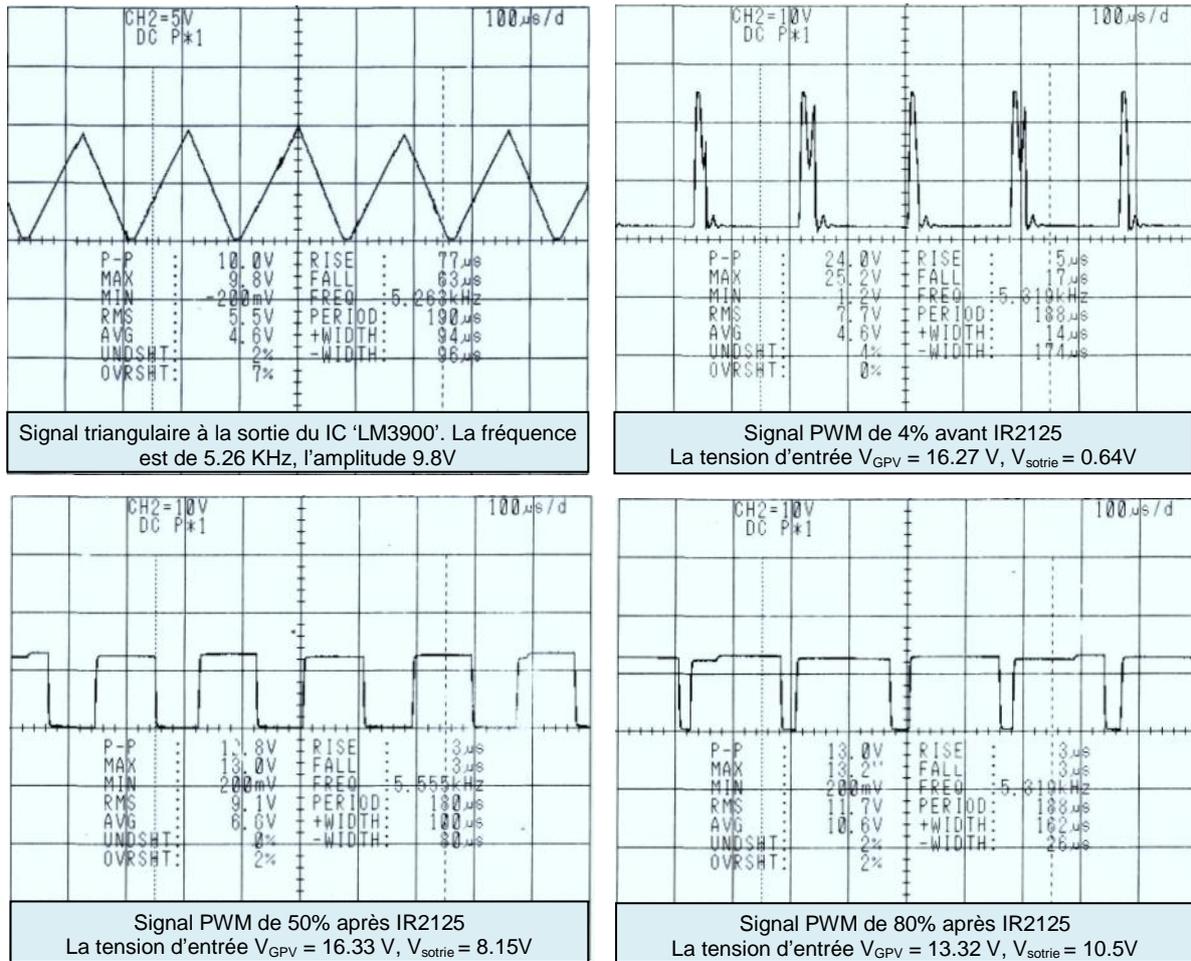


Figure 4.19 Génération du signal PWM avant et après l'IR2125 (Gate driver)

4.3.2.5. Module d'acquisition des grandeurs mesurées

➤ Capteur de courant

La figure 5.16 présente le circuit réalisé pour l'acquisition instantanée du courant en utilisant un circuit à effet hall (LM LA25-NP). Ce capteur transforme le champ induit par le courant de la batterie (au circuit primaire) en un courant mesuré (dans le circuit secondaire) ; assurant ainsi une isolation galvanique. La transformation est selon la relation suivante :

$$I_s = (i_b * N) / 1000 ; I_s = \text{courant de sortie du capteur, } N : \text{nombre de tours.}$$

Vu le coût de ce capteur et afin de limiter l'intervention directe sur le banc, on a opté pour un circuit à un seul capteur et deux sens du courant, voir Figure 4.20. Ce choix permet de couvrir la phase charge ou de décharge de la batterie.

Remarque : la tension de sortie équivalente au courant mesuré ne doit pas dépasser « 5V » qui est la valeur limitée par le convertisseur CAN, imposant ainsi



un réajustement adéquat de l'ensemble des résistances selon la valeur du courant à capter.

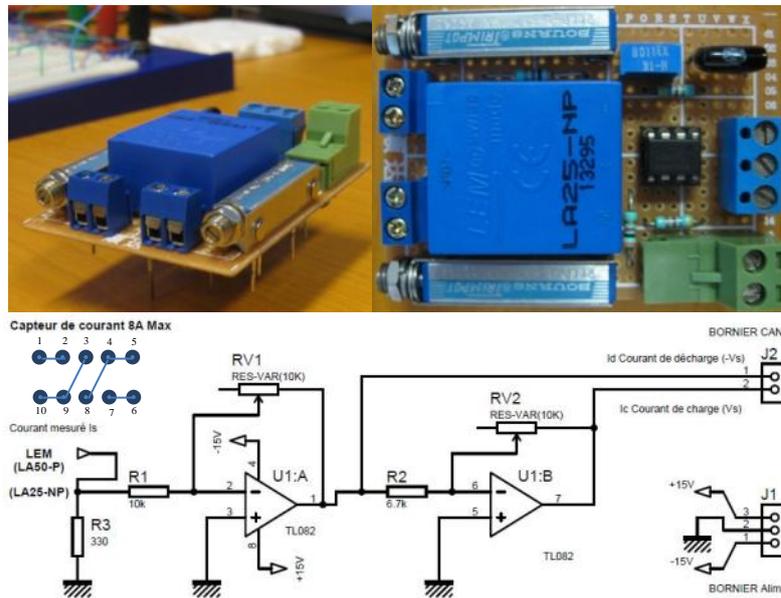


Figure 4.20 Chaîne de mesure du courant de la batterie

➤ Capture de la tension

Pour prélever les tensions au niveau du GPV et de la batterie, on a utilisé un pont diviseur de tension (R_A/R_B) donnant ainsi une tension de sortie d'une valeur maximal 5V. Cette dernière correspond à une valeur maximale au niveau de la batterie et/ou GPV. Par la suite, on fait passer le signal par un étage de filtrage actif passe-bas pour limiter l'effet du bruit (les signaux de fréquence $>f_c$, où f_c est la fréquence de coupure) et elle est décrit selon le filtre utilisé ; voir Figure 4.22.

$$f_c = \frac{1}{2\pi \cdot \sqrt{R_{11}R_{12}C_{11}C_{12}}} \text{ ou } \frac{1}{2\pi \cdot \sqrt{R_{21}R_{22}C_{21}C_{22}}}$$

On note que pour cette application, on a choisi une fréquence de coupure de « $f_c = 100\text{Hz}$ » à «-3db», afin de limiter les bruits dus aux commutations du MOSFET et/ou le bruit apporté par le secteur...etc.

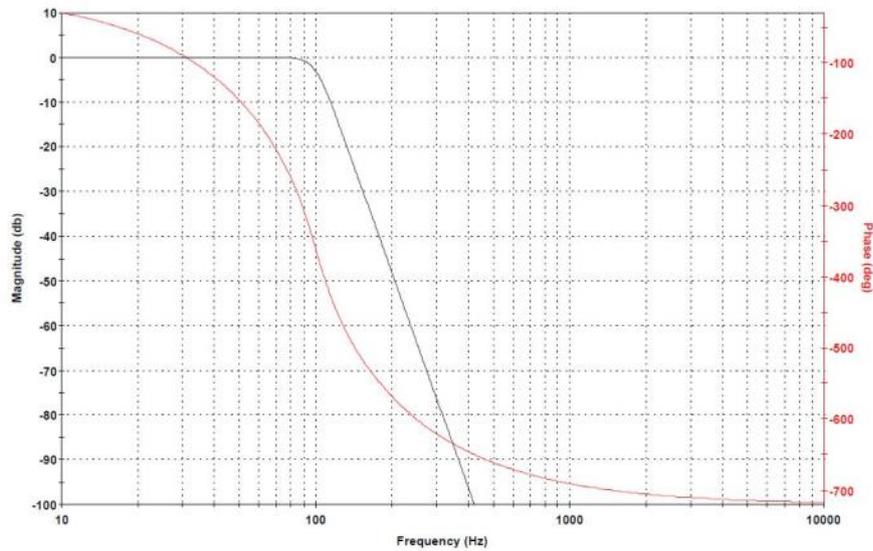


Figure 4.21 Le diagramme de Baud pour un filtre de Butter Worth.

Comme illustré Figure 4.21, le choix de l'étage du filtrage se base sur un filtre passe-bas de type « Butter Worth » car il a l'avantage d'avoir une forme plate pour l'ensemble de bande de passage qui permet de ne pas affecter le signal converti [69].

Les phénomènes suivis lors de charge ou décharge de la batterie sont relativement lent et ne sont pas affecter par la non-linéarité du déphasage du filtre de Butter Worth.

La topologie choisie est celle de Sallen-key pour les filtres actifs d'ordre 8 [70]. Le développement du filtre est à l'aide de l'outil de design des filtres «Microship-FilterLab».

La Figure 4.22 montre les différents étages de conditionnement des signaux pour délivrer des grandeurs pouvant être converties par le CAN.

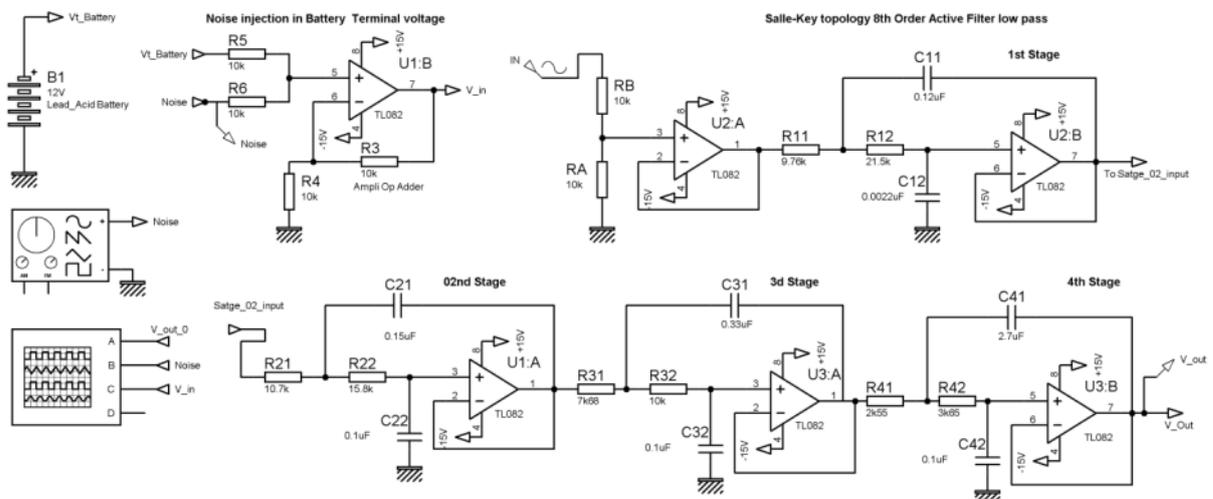


Figure 4.22 Conditionnement et filtrage de « V_t et V_{GPV} » et le setup de test.



➤ Capteur de la température

Ce type de mesure s'effectue à l'aide d'un capteur qui transforme la température en un signal électrique. Il existe plusieurs types de capteurs (CTN, CTP, thermocouple, résistance platine...etc.) pour notre utilisation on s'est fixé à mesurer la température par un circuit intégré spécialisé LM335, ce dernier délivre une tension proportionnelle à la température ($10\text{mV}/^\circ\text{K}$), voir la documentation technique¹⁴.

Afin d'optimiser la lecture de la température par le convertisseur A/N, il est préférable d'éliminer le segment constant de la mesure (273.15°K) donc il est judicieux de créer un offset (V_{ref}) et la soustraire de la mesure pour se ramener à la variation effective du signal mesuré, ensuite, on le porte à un niveau compatible avec la plage de (8bits, 10bit ou 12 bit) du MCU par amplification. La température mesurée par le montage présenté sur la Figure 4.23 peut atteindre 50°C équivalente à 5V sur l'entrée du CAN.

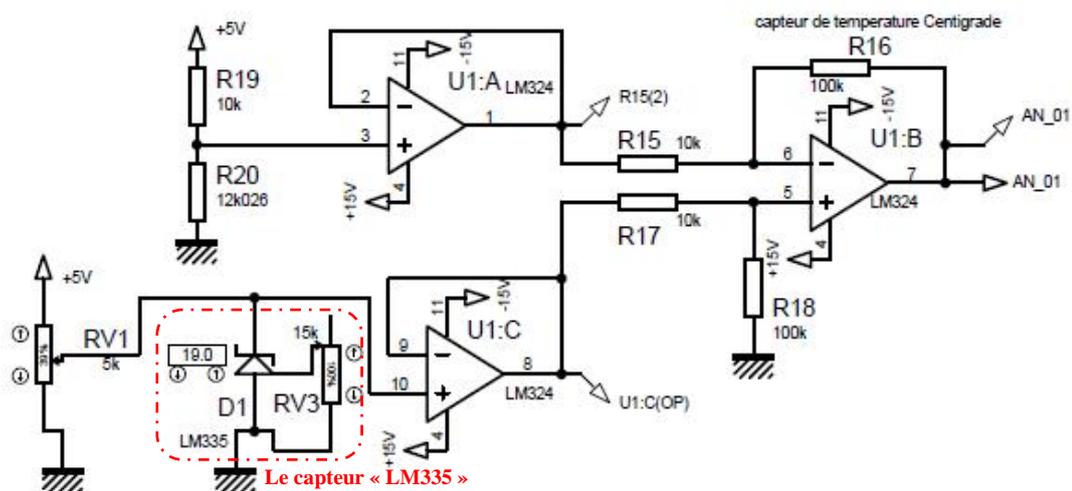


Figure 4.23 Chaîne de mesure de la température T ($0\sim 50^\circ\text{C}$).

¹⁴ Récemment on s'est intéressé au capteur DS18S20 du fabricant Dallas, il communique via un bus à un seul câble de précision de 12 bits est une plage de $-55^\circ\text{C}\sim 125^\circ\text{C}$, avec l'avantage d'avoir un montage plus simple.



4.4. Caractérisation et interprétation des résultats

Les essais présentés, ci-après, ont été effectués sur une batterie étanche neuve, fabriquée par « YUASA », elle est de type VRLA-NPL24-12I ; cette dernière est dédiée à l'utilisation photovoltaïque (voir annexe). L'ensemble des essais sont réalisés à l'aide du banc d'essai développé au laboratoire « LEPESA ».

4.4.1. Profils de décharge à courant constant

L'objectif par cet essai est de voir les réactions des différents modèles de batterie évoqués dans le chapitre 02 à un profil connu et métrisé, qui est la décharge d'une batterie à courant constant (DCC) afin de mettre à l'épreuve les différents modèles mathématiques, ainsi que la détermination plus appropriée à l'estimation des paramètres dans le cadre de nos applications.

Grace à la charge électronique du banc d'essais (voir Figure 4.14 et Figure 4.15) le profil DCC appliqué est devenu possible avec plusieurs grandeurs de « $I_b = I_{DCC}$ ». Pour cette essai, on a choisi un taux de décharge considéré comme faible $I_{DCC} = 0.6A$ (cf. tableau 2.2.). Cette stratégie va permettre de suivre l'évolution des paramètres tout le long du test selon différents modèles et de voir la fiabilité des modèles dans des applications où la demande en puissance est prédéfinie et stable (i.e. consommation constante).

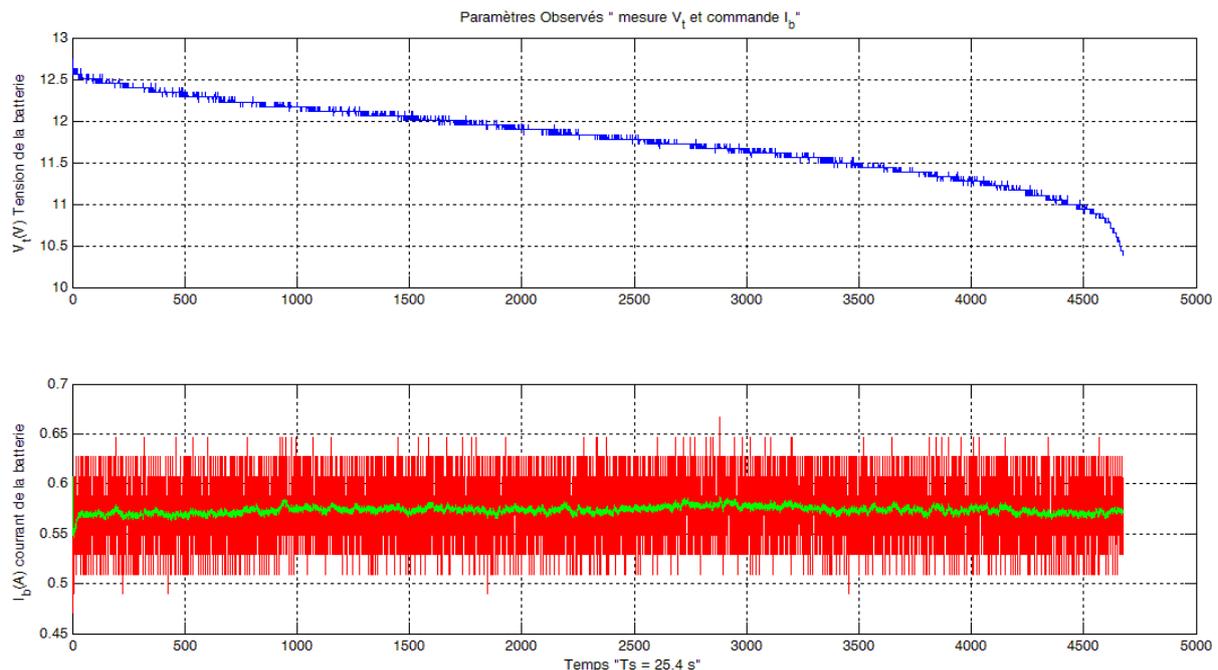


Figure 4.24 Les paramètres observables « V_t et I_b » pour un profil à $I_{DCC} = 0.6A$.

La Figure 4.24, présente l'évolution des paramètres « V_t et i_b » dans le processus de décharge qui a duré 33h. On remarque que la valeur du courant fluctuée autour d'une moyenne « $I_b = 0.57A$ » avec une variance faible de 0.0016 ; provoquant ainsi la déclinaison de la tension de la batterie V_t de 12.73V jusqu'à 10.38V avec variance de 0.12.



Les résultats de l'estimation selon l'estimateur à base du modèle de Thevenin (cf. §3.7.1) sont dévoilés par la Figure 4.25.

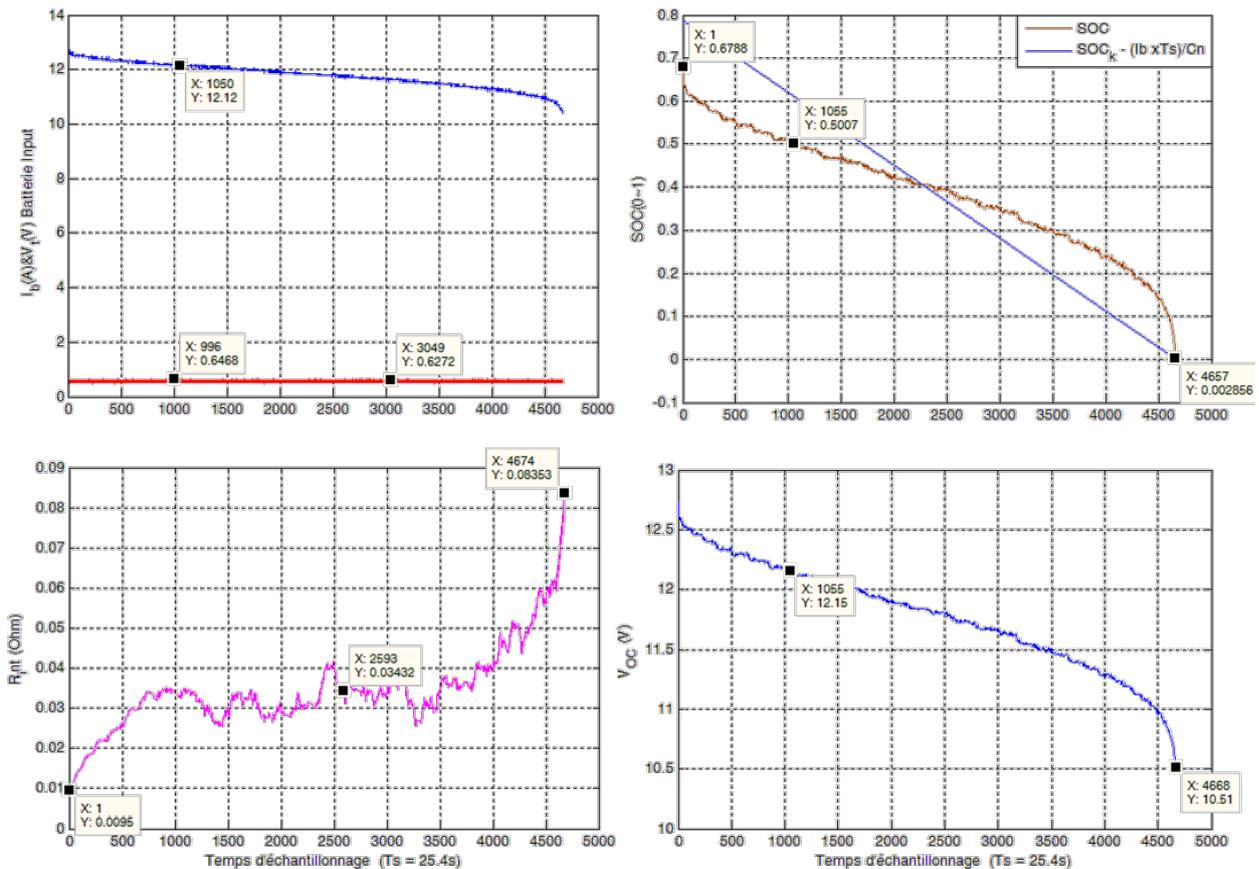


Figure 4.25 Les paramètres estimés « V_{OC} , SOC et R_{int} », profil à « $I_{DCC} = 0.6A$ »

Selon le choix fait antérieurement, on commence par estimer V_{OC} et puis on identifie le SOC de la batterie ; le graphe (en haut à droite) représentant l'évolution du SOC estimé qui est en comparaison avec le SOC identifié par le calcul du cumule de la charge par une méthode très simple pour avoir l'état de charge de la batterie (cf. équation 3.58).

Dès le 1^{er} échantillon du processus, on remarque qu'il y a un décalage entre les deux courbes ($t = 0$, $SOC_{estimé} = 0.67$, $SOC_{calculé} = 0.788$). Aussi comme tracé, le cumule des charges débitées par la batterie durant la décharge présente une évolution linéaire. Cette courbe est la traduction directe de l'équation 3.58. Toutefois, cette méthode ne tient pas compte du facteur d'efficacité coulombique « γ » ; en conséquence, cette façon d'identifier l'état de charge néglige toute forme de perte d'énergie (e.g. thermique, augmentation de résistance, fuite ou autres).

L'estimation du paramètre « V_{OC} » montre une diminution de sa valeur au fur et à mesure que le processus de décharge continue, jusqu'à atteindre une valeur de 10.60V. Cette évolution est accompagnée d'une augmentation de « R_{int} ».

Ce résultat est tout à fait explicable par la relation (3.1) développée à partir du modèle. Un profil de décharge à courant constant $I_{DCC} = 0.6A$ et une diminution progressive de V_t , elle entraîne forcément une diminution de V_{OC} . Entre autre, la



diminution de la matière active (consommée durant la décharge) limite la mobilité en charge (ion en interne et électron pour circuit externe) provoquant ainsi une augmentation de la résistance « R_{int} » de la batterie.

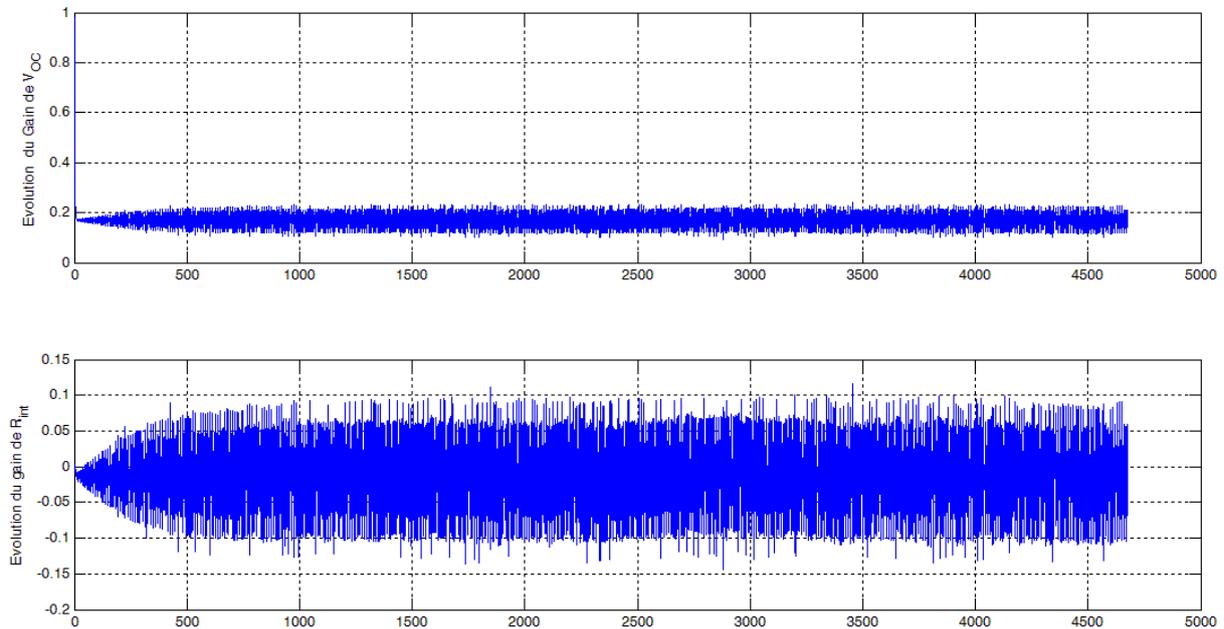


Figure 4.26 L'évolution des éléments correcteurs du gain de Kalman $K(k)$.

La Figure 4.26 donne une idée sur le gain correcteur $K(k)$ obtenu par l'estimateur pour ce profil de décharge. Ce gain $K(k)$ a pour rôle de minimiser l'erreur des paramètres estimés $X(k|k-1)$ à travers l'innovation (cf. équation 3.12) et le trace de la matrice de covariance $P(k|k-1)$. On constate que les éléments du vecteur $K(k)$ ont une évolution faible est bornée. Ce résultat prouve que la convergence de l'estimateur est assuré durant tout le parcours ; et l'information apportée par les observations nouvelles $e(k)$ (voir Figure 4.27) apporte une correction limitée aux paramètres estimés $X(k|k)$. Ainsi dans la Figure 4.27 le tracé de $P(k|k)$ montre qu'il finit rapidement par se stabiliser autour d'une moyenne ; ce résultat est expliqué par le fait que la propagation de la covariance d'erreur d'estimation de l'ancienne valeur $P(k-1|k-1)$ (cf. équation 3.11) est quasi-juste, donnant ainsi une meilleur prédiction de $P(k|k-1)$ qui nécessite pas vraiment une correction d'où la diminution du gain correcteur et la convergence de P .

Le résultat de l'estimation est aussi consolidé par la qualité de la poursuite (tracking) de la tension « V_t » par son estimé « \hat{V}_t », exposé dans la Figure 4.27 par une comparaison directe. Finalement on peut dire que notre estimateur avec ces variétés (KF, EKF et AEKF) converge et fonctionne nominalement. Cependant on ne pas se prononcer sur la qualité des paramètres estimés car dû à sa qualité d'estimateur optimale le filtre de Kalman, avec un conception mathématique, fini toujours par converger en minimisant $e(k)$. Même dans le cas où le modèle



manque de paramètres influents dans l'évolution du système, l'estimateur fini par faire basculer leurs évolutions dans les autres éléments du vecteur estimé de $X(k)$, donnant ainsi une estimation erronée aux autres paramètres. Dans le cas où il y a une surpopulation des éléments à estimer, des sensibles avec ceux qui le sont moins, la conception du filtre fait en sorte que les paramètres sensibles sont étouffés par les bruits des autres paramètres. Le choix serait de procéder à la séparation en deux filtres en parallèle si tous les paramètres sont jugés importants. Dans le cas contraire, il faut réduire le vecteur $X(k)$ ou choisir un modèle moins complexe.

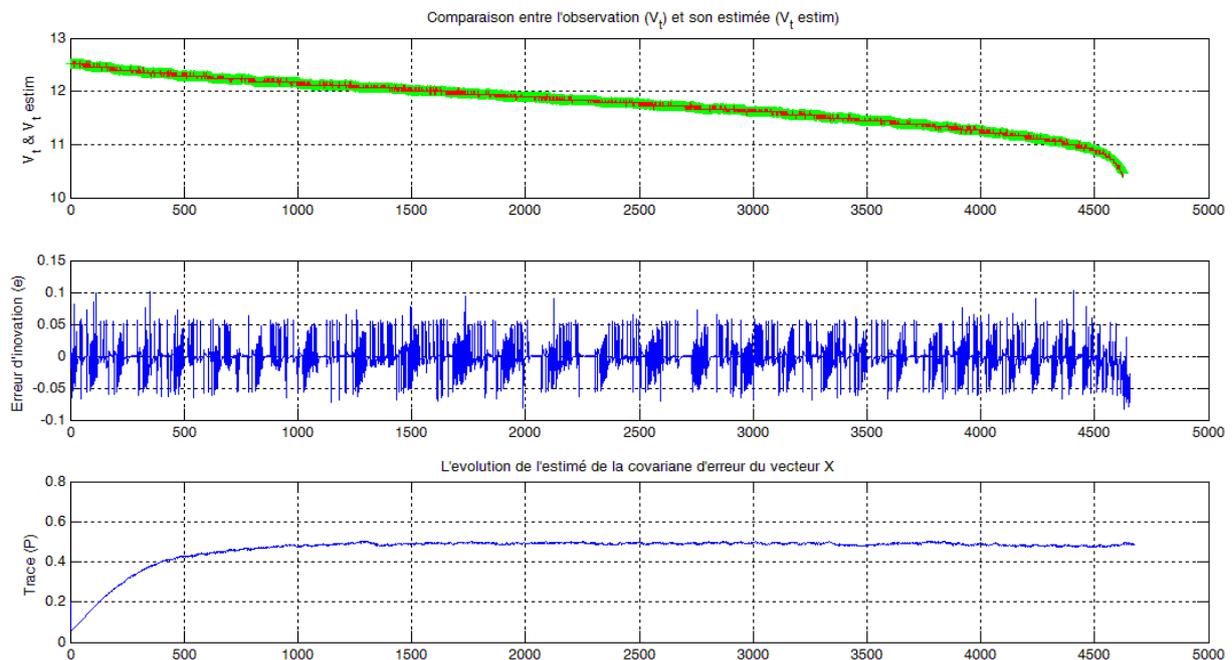


Figure 4.27 L'évolution de « e : innovation » et la trace (\hat{P}), Modèle de Thvenin

Suite à la synthèse et l'analyse des constats, ci-avant, l'essai précédent « DCC » est refait de telle sorte à comparer tous les modèles proposés dans ce travail ; les résultats sont présentés exhaustivement ci-après.

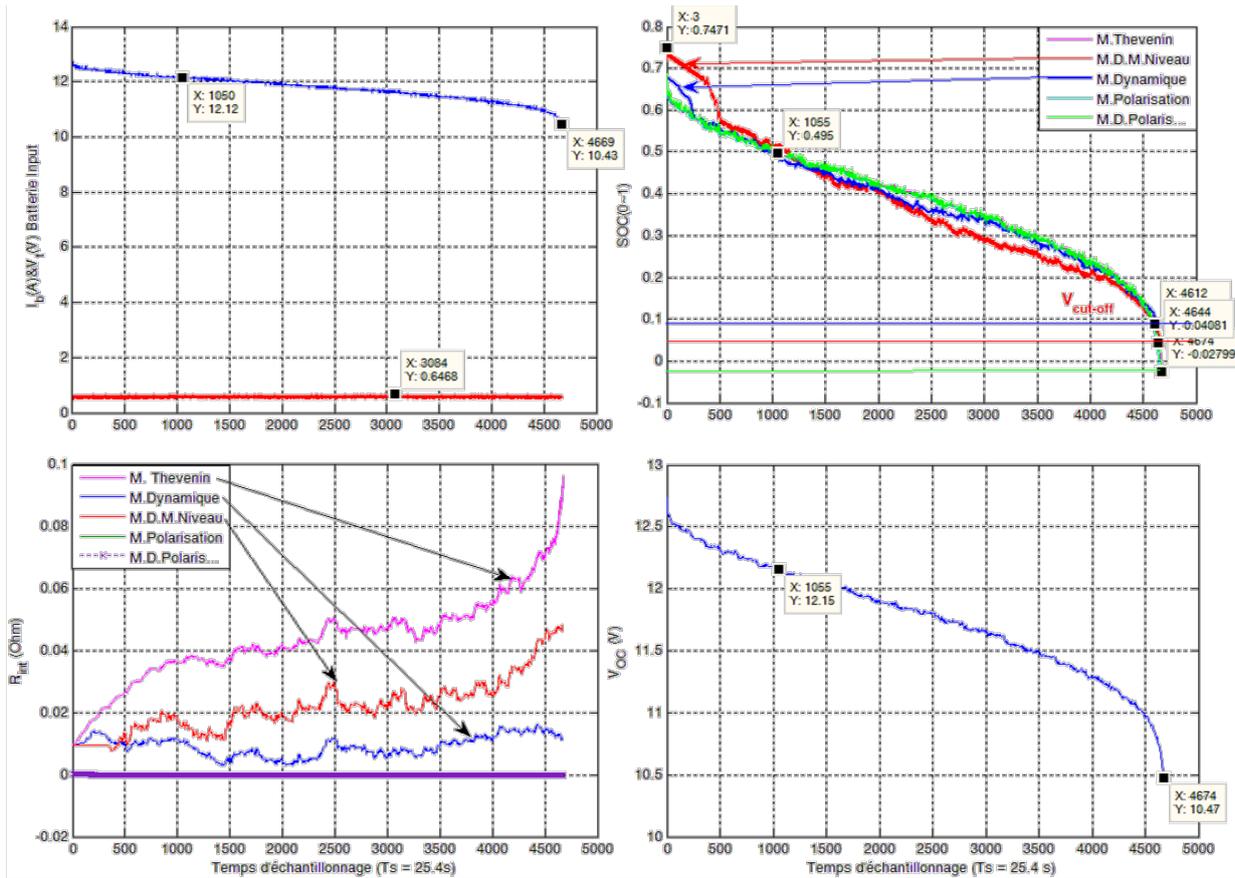


Figure 4.28 Les paramètres estimés lors du $I_{DCC} = 0.6A$ pour différents modèles.

Pour mieux comparer les modèles, on s’est focalisé à présenter les paramètres communs aux modèles (V_{OC} , SOC et R_{int}). Ces derniers ont aussi un impact direct sur l’évaluation de l’état de la batterie (cf. chapitre 02).

La comparaison du SOC (Figure 4.28, haut- à droite) montre qu’au début de la décharge il y a une chute brusque du SOC pour les modèles de : Thevenin (M.thevenin), Modèle à effet de polarisation (M.Polarisation) et Modèle à double polarisation incluant l’EDL (M.D.Polaris...) à une valeur de SOC = 0.686. Les deux autres modèles maintiennent une position supérieure à une valeur de SOC = 0.747.

La Figure 4.29, donne une autre comparaison du SOC entre les modèles à base de Thevenin montre que l’évolution de l’estimation du SOC est la même durant tout le parcours DCC jusqu’à la fin de la décharge $V_{cut-off} = 10.5v$. On constate que la valeur de SOC ($V_{Cut-off}$) diffère selon le « modèle-estimateur » : $SOC_{Thevenin} = -0.028$, $SOC_{M.Polarisation} = -0.008$, $SOC_{M.D.Polaris} = -0.028$, $SOC_{M.Dynamique} = 0.087$ et $SOC_{M.D.M.Niveau} = 0.047$.

Par conséquent, et vu qu’il n’y a pas de différence remarquable au niveau de SOC pour les modèles (M.Thevenin, M.Polarisation et M.D.Polaris), à partir de ce point, on préfère utiliser la nomination de Thevenin pour l’ensemble.



Pour les modèles intégrant l'effet de polarisation, les valeurs négatives du SOC à la fin de la décharge sont dues à l'estimation initiale erronée de la capacité requérable (C_{Usable}), ces modèles n'incluent pas la modélisation de l'évolution de la capacité ni les pertes modélisées par V_{loss} (cf. §3.2.6 Modèle dynamique multi-niveau). Les modèles dynamiques (M.Dynamique et M.D.M.Niveau) donnent des valeurs positives à la fin avec plus de précision pour celui à multi-niveau.

Pour ces deux modèles (avec polarisation et double polarisation), l'évolution de la R_{int} n'est pas prise en considération dans ce cas à faible courant avec perturbation (voir Figure 4.29), un zoom est proposé ci-dessous pour illustration.

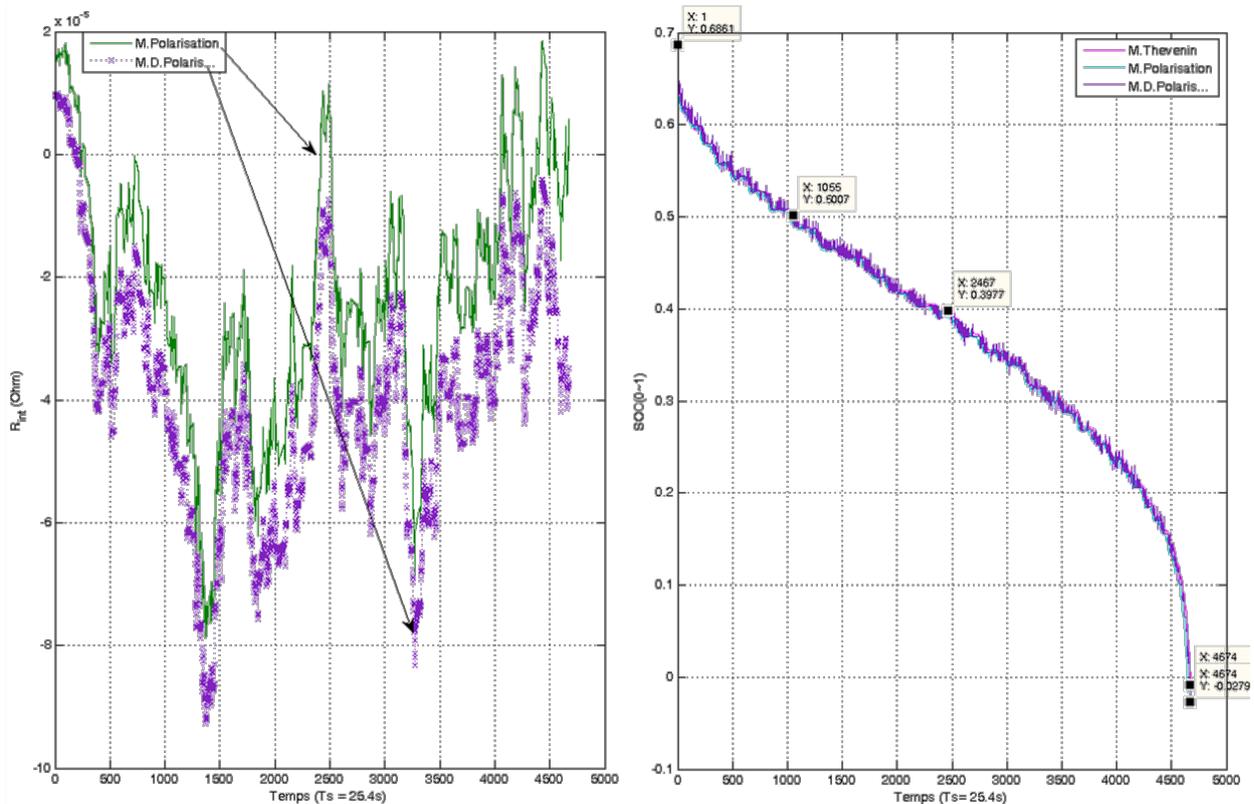


Figure 4.29 Les estimés de « SOC et R_{int} » lors du profil « $I_{DCC} = 0.6A$ » pour les Modèles de : Thevenin simple, avec Polarisation et à Double Polarisation.

Suite à cette comparaison, on identifie les deux modèles (M.Dynamique et M.D.M.Niveau) comme plus précis en rapportant des informations plus proches de la réalité sur l'état de charge et la résistance interne de la batterie durant l'essai. En conséquence un autre duel s'impose pour illustrer les autres paramètres estimés et essayer d'interpréter leurs évolutions, voir Figure 4.30.

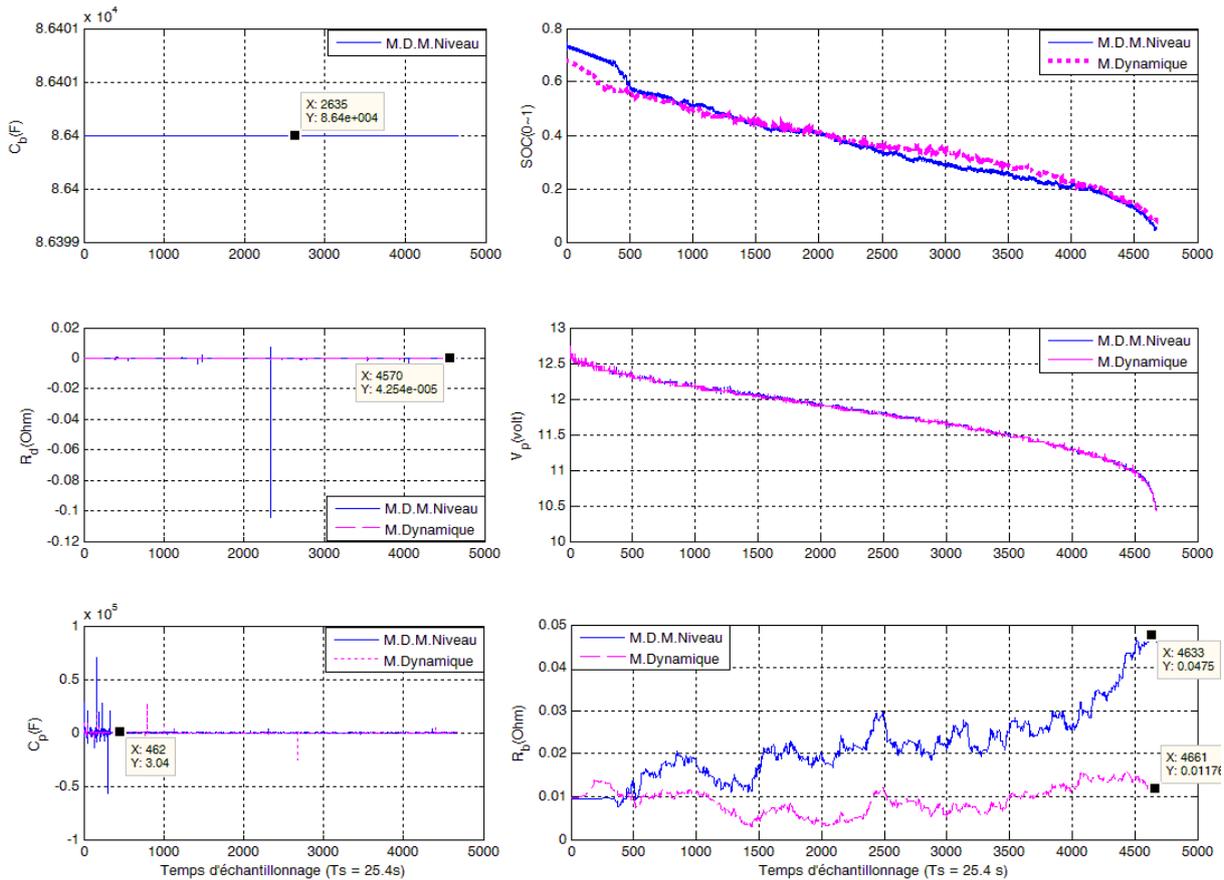


Figure 4.30 Les estimés « SOC e, Cp, Cb RD, Rb », pour modèles Dynamiques.

La tension « V_p » représente la tension aux bornes de la capacité de polarisation « C_p », dont la valeur est faible et quasi constante durant tout le parcours de la décharge, son évolution est tout à fait justifiée puisque notre batterie est sollicitée par un faible courant constant « $i_b = 0.6A$ » qui ne permet pas d'accentuer le phénomène de polarisation dû à EDL (cf. §2.5.6). Quant à « V_p », sa valeur évolue tout au long du parcours de V_t avec une valeur moins, comme déjà décrit dans le vecteur de l'observation (équation 3.72) qui est le même pour les deux modèles.

La résistance interne « R_b » ou « R_{int} » (la Figure 4.28), on remarque qu'elle augmente au fur et à mesure que la décharge s'engage avec une augmentation plus prononcée pour le modèle M.D.multi-niveau. On explique cette augmentation de R_b par la diminution de la matière active dans la batterie (Pb, PbO_2 et H_2SO_4) causant ainsi le manque des ions qui assure la mobilité des charge au niveau de l'électrolyte et le manque d'électron au niveau des électrodes qui assure la mobilité (courant) dans le circuit externe.

La capacité de la batterie C_b a une valeur constante durant tout la décharge ; cette évolution est conforme avec la définition donnée précédemment dans §4.2.5 qui donne une capacité nominale fixe pour un courant fixe.



Il est à noter que la quantité de charge débitée dans le circuit externe durant cette essai est de 19.787Ah par à une capacité nominale $C_n = 24Ah$. Cette valeur est obtenue par un calcul direct par la loi de coulomb de cumul de charge.

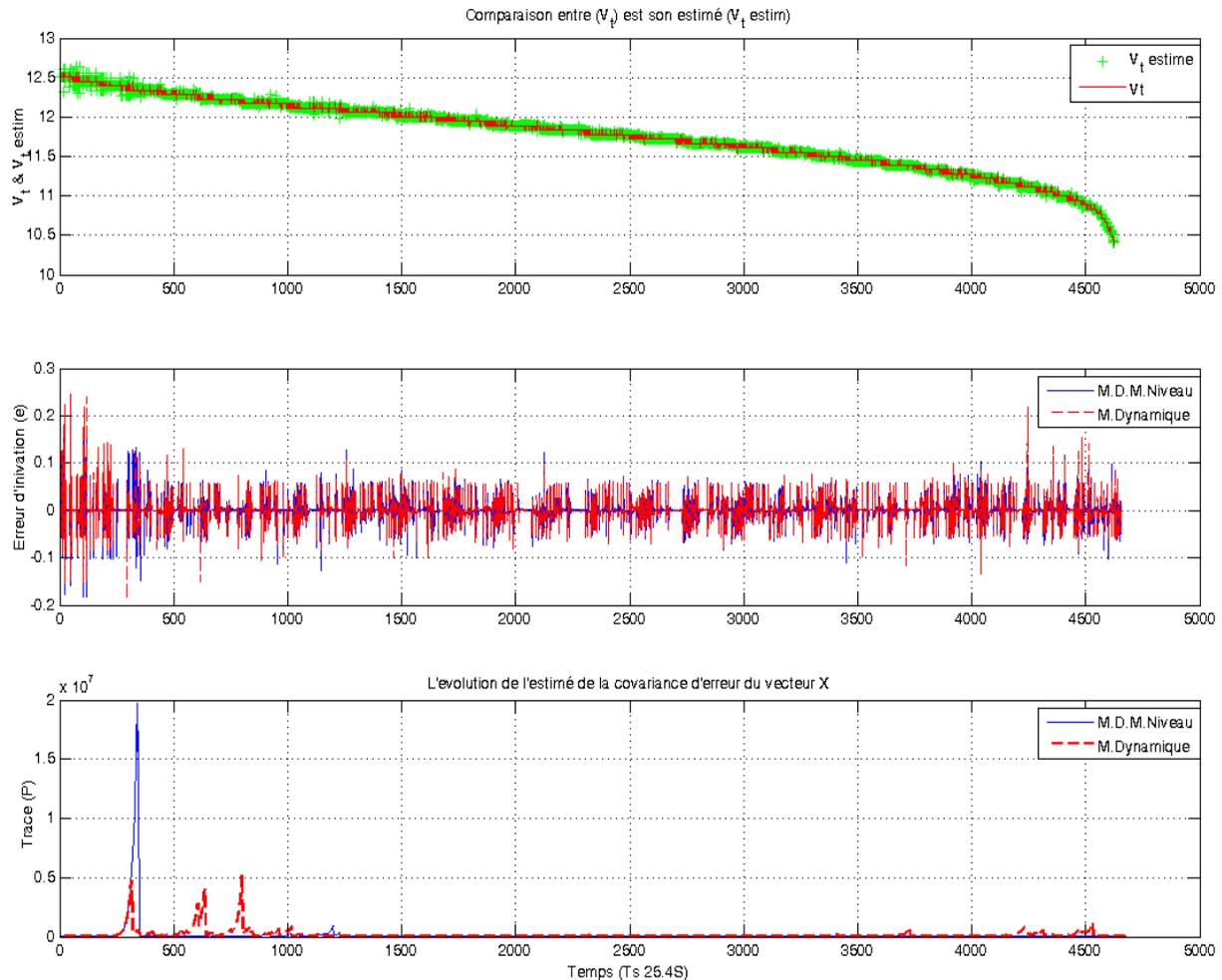


Figure 4.31 L'évolution de l'erreur « e : innovation » entre V_t et \hat{V}_t , la trace (\hat{P}) pour l'estimateur à base des Modèles : *Dynamique*, *Dynamique à Multi Niveau*.

Comme déjà explique auparavant, le résultat de l'estimation est aussi consolider par la qualité de la poursuite (tracking) de la tension « V_t » par son estimé « \hat{V}_t ». La Figure 4.31 illustre ce résultat.

Comme synthèse à cet essai, il en résulte que nos approches d'intégrer le facteur d'efficacité coulombique « γ », la modélisation de la capacité nominale par « Polynome ou Logique floue » et la modélisation des pertes par V_{loss} dans le 2^{ème} étage du modèle de la batterie va dans le sens d'accroître la précision de l'estimation des paramètres internes de la batterie, particulièrement ceux en relation avec l'état de la batterie (R_{int} et SOC).



4.4.2. Profils à plusieurs paliers de courant

L'objectif de cet essai est d'illustrer l'apport de la version adaptative proposée pour l'estimateur (AEKF) avec le modèle dynamique multi-niveau qui intègre tous les améliorations apportées pour couvrir les imprévus d'un profil quelconque de décharge (changement de capacité C_n , perturbation ...etc.)

L'essai proposé consiste à décharger une batterie demi-pleine de type VRLA-NPL24-12I selon un profil de courant à plusieurs paliers ; simulant ainsi, les fluctuations rapides du courant qui peuvent survenir dans certaines applications (Les phases transitoires pour un satellite, EV...etc.). La phase de décharge démarre par un courant « $I_b = 0.15A$ » pour 3min, suivi par une série peigne de pique de consommation croissante « $I_b = 1\sim 5A$ » dans le but de voir le comportement de nos estimateurs aux accélérations du DOD, qui est un bon test de robustesses et de sensibilité. Par la suite, on attaque avec des courant constante de $I_{DCC} = 2.5A$ suivi par $I_{DCC} = 4.5A$ pour une demi-heure et une coupure brusque à la fin, l'ensemble du parcours, durera 33 min, les paramètres observés (V_t et I_b) sont exposés par la Figure 4.32. La variance au niveau de la tension est de 0.22V.

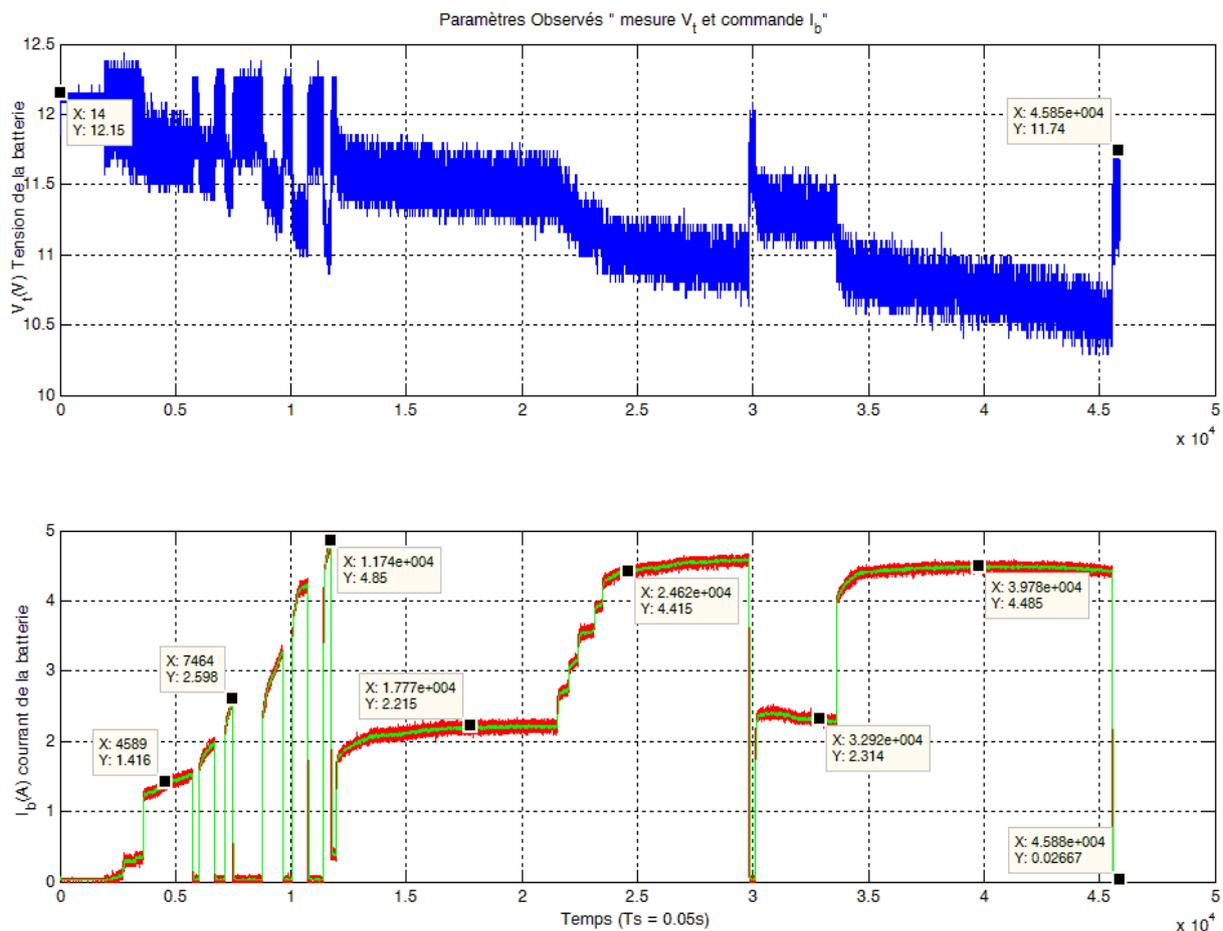


Figure 4.32 Les observables « V_t et I_b » pour un profil de décharge à paliers.



La Figure 4.33, illustre les paramètres estimés (V_P et R_b) dont les explications sont données dans l'essai précédent, on peut voir l'effet de polarisation « EDL » sur V_P qui est dû aux fluctuations au niveau de V_t provoqué par le régime de consommation ; sa valeur décline et augmente suivant l'évolution de la tension de la batterie selon l'équation d'observation proposée en 3.72.

Lorsqu'on utilise l'estimateur AEKF, l'estimation est moins perturbée par le bruit (q , Q) au niveau de l'observation (V_t); ce phénomène est provoqué par l'effet changement de la diffusion au niveau de l'EDL (cf. §2.5.6.). Une illustration d'une comparaison pour le paramètre V_P avec et sans estimation adaptative de (q , Q) est présenté dans la figure ci-dessous.

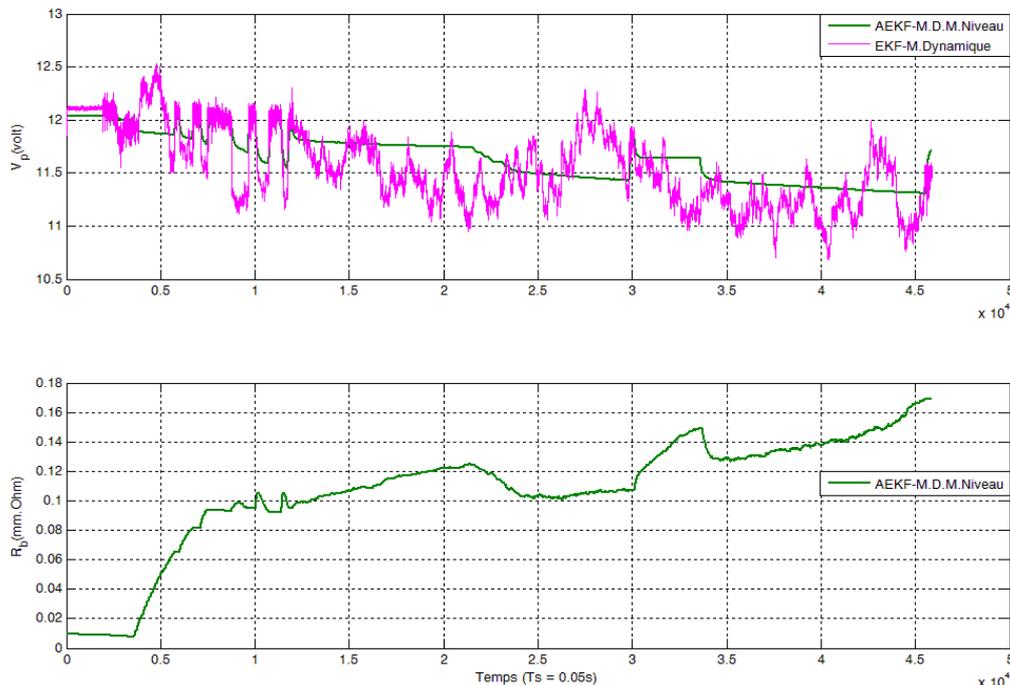


Figure 4.33 Les paramètres estimés « V_P et R_b » par AEKF-M.D.M.Niveau.

L'augmentation de la résistance (R_b) est expliquée antérieurement par la diminution de la matière active mis en jeu. Cependant elle n'explique pas les hauts et les bas suivant la fluctuation du courant durant cet essai. Ce phénomène est un autre résultat de l'effet EDL. A des forts courant de décharge, des agglomérations vont être créé autour des électrodes (d'une façon temporaire ou permanente) qui vont finir par boucher les issues qui permettaient la circulation des ions, et empêchent les réactions au niveau de la cathode et l'anode de la batterie (cf. §2.4.2)

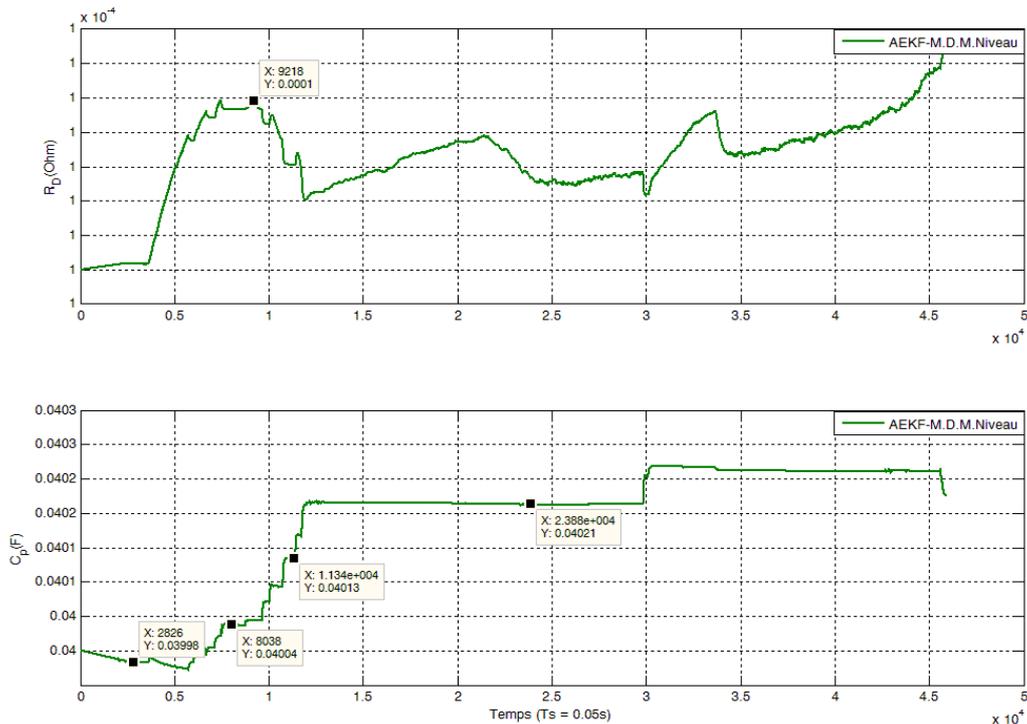


Figure 4.34 Les paramètres estimés « R_D et R_P » par AEKF-M.D.M.Niveau.

La résistance R_D présente une augmentation et des fluctuations avec un ordre beaucoup plus inférieur que R_b (un rapport de 1/100). Du suivant le paragraphe § 2.5.7.2, on peut conclure que cette partie de la résistance liée à l'électrolyte « $R_{\Omega, elyt}$ » représente la différence à ajouter à la somme de « R_{Ω} ». Cette différence est liée à la mobilité des ions mises en jeu (bp^{2+} et SO_4^{2-}), soit en décharge ou en charge.

L'évolution de la capacité de polarisation « C_P » lors de cet essai, qui interprète la diffusion chimique, est comme attendu avec des niveaux. Modélisant ainsi le maintien en durée d'une zone de polarisation (électrode-électrolyte) proportionnelle à chaque régime « courant i_b ».

La comparaison entre les estimés du SOC donnée par la figure ci-dessous, montre l'avantage d'inclure l'estimation des paramètres du bruit (q , r , Q et R) dans la boucle car cela le rend moins sensible aux contraintes dues aux perturbations ; On remarque aussi que contrairement aux autres paramètres (V_P , C_P , R_D et R_b) l'état de charge est moins sensible aux fluctuations instantanées (rapides ou lentes), il décroît en décalage suivant le courant de la charge de la batterie. Ce résultat s'explique aussi par le fait que le SOC est un paramètre éloigné des perturbations directes par son intégration dans le 2^{ème} étage, (voir figure 2.22).

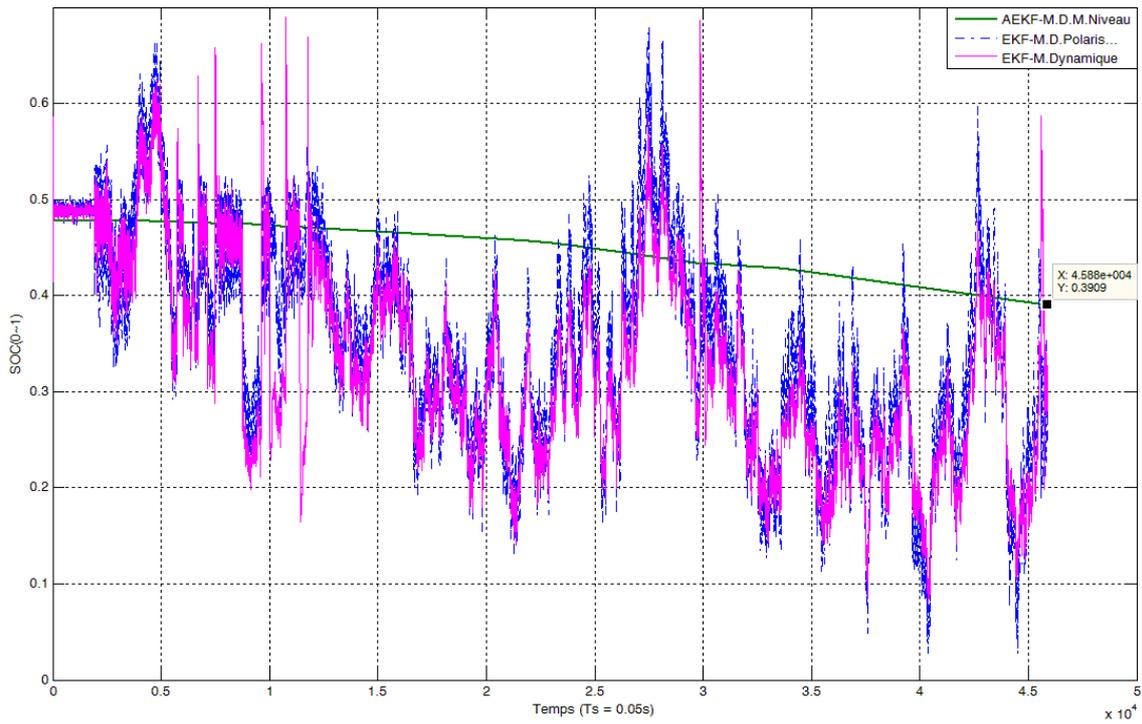


Figure 4.35 L'estimé de « SOC » par : AEKF-M.D.M.Niveau, EKF M.Dynamique et EKF M.D.Polaris.

Comme synthèse à cet essai, il en résulte que nos approches d'intégrer les moyennes et les variances des bruits (modèle et/ou mesure) nous donne une manœuvre en plus pour éviter toute éventuelle perturbation durant l'estimation.



4.4.3. Profils à plusieurs phases

L'objectif de cet essai est d'illustrer l'apport de nos méthodes d'estimations (modèle et estimateur) des paramètres internes de la batterie pour des applications cycliques de charge/décharge. Parmi ces applications, les satellites en opération à orbite basse (LEO) ont les profils typiques, avec une période de révolution de 90~100 minutes ; le cycle de charge/décharge des batteries se répète ainsi 14 fois par jour, ce qui nous donne plus de 50 000 cycles sur une durée de 12 ans de mission. L'alimentation électrique est généralement assurée par des panneaux solaires constitués par des réseaux série/parallèle de cellules à mono ou à triple jonctions (cf. chapitre 01).

Pour ce 1^{er} essai, l'identification est effectuée sur une batterie constituée de 22 cellules connectées en série donnant ainsi une capacité de 4Ah. Chaque cellule est en « Ni-Cd » de référence Sanyo-N4000DRL avec une tension d'opération en orbite de V_t (Min-Max) = 26~34V [71].

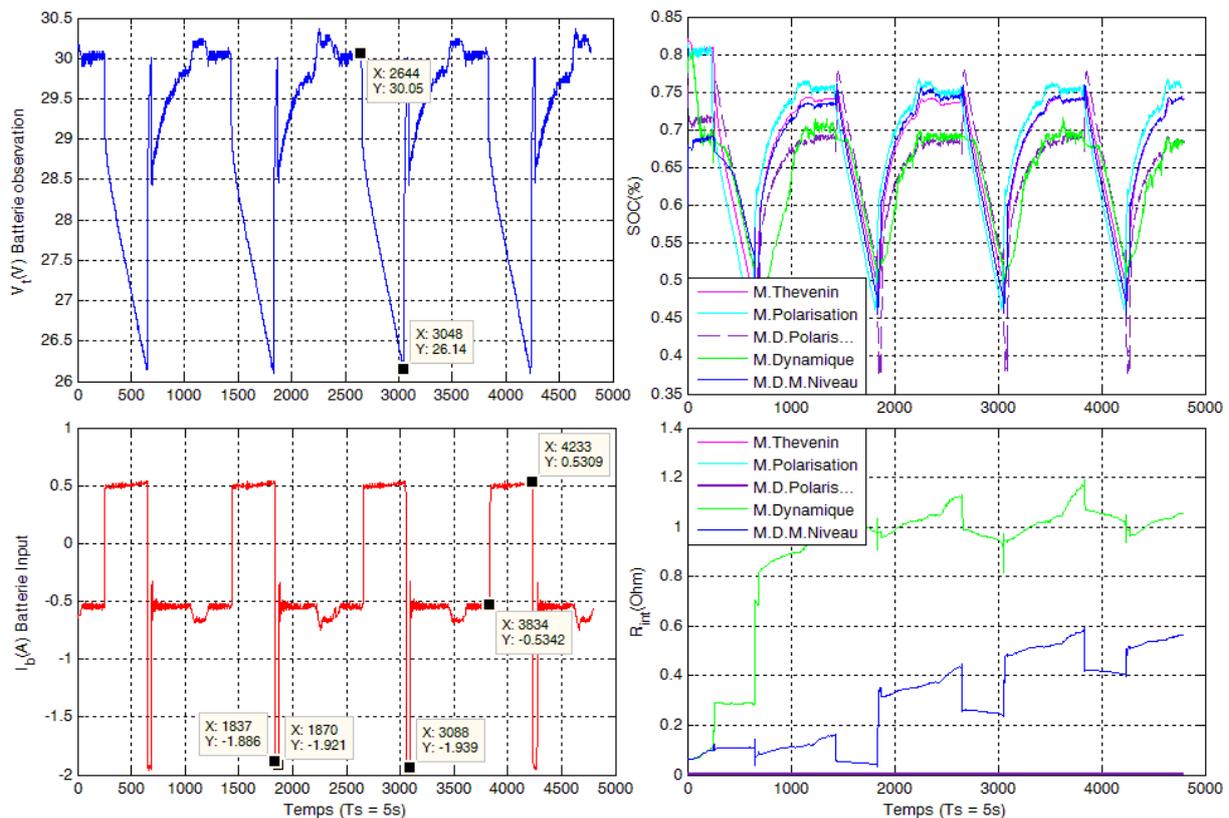


Figure 4.36 Les paramètres estimés lors du profil cyclique, batterie « Ni-Cd ».

De la Figure 4.36, on peut avoir une idée sur un profil typique d'un micro satellite dont la consommation est quasi constante durant la phase d'éclipse (33min) ou la batterie est la seule source d'alimentation pour la plateforme et la charge utile du satellite. Une fois le satellite passe en phase d'ensoleillement il se trouve à charger la batterie uniquement chose qui explique le pic de tension provoqué par un courant de charge ($i_b = -1.9A$) pour une durée limitée de (2min et



45s) ; ce pic va finir rapidement par être remplacé par un profil « DCC » d'une moyenne de courant ($i_b = -0.5A$) pour une durée de (62min et 10s).

La comparaison entre modèles est faite avec toute option active (estimation adaptative du bruit, modélisation de la capacité nominale...etc.). On constate que les estimations du SOC se rapprochent pour les phases de décharge pour tous les modèle, sauf pour le début SOC avec :

- SOC _{Thevenin}	=	0.754,	}	Moy(SOC) = 0.741 Var (SOC) = 0.001
- SOC _{M.Polarisation}	=	0.757,		
- SOC _{M.D.Polaris}	=	0.778,		
- SOC _{M.Dynamique}	=	0.693,		
- SOC _{M.D.M.Niveau}	=	0.725,		

Idem pour les fins de décharge :

- SOC _{Thevenin}	=	0.455,	}	Moy(SOC) = 0.458 Var (SOC) = 0.002
- SOC _{M.Polarisation}	=	0.464,		
- SOC _{M.D.Polaris}	=	0.379,		
- SOC _{M.Dynamique}	=	0.498,		
- SOC _{M.D.M.Niveau}	=	0.498,		

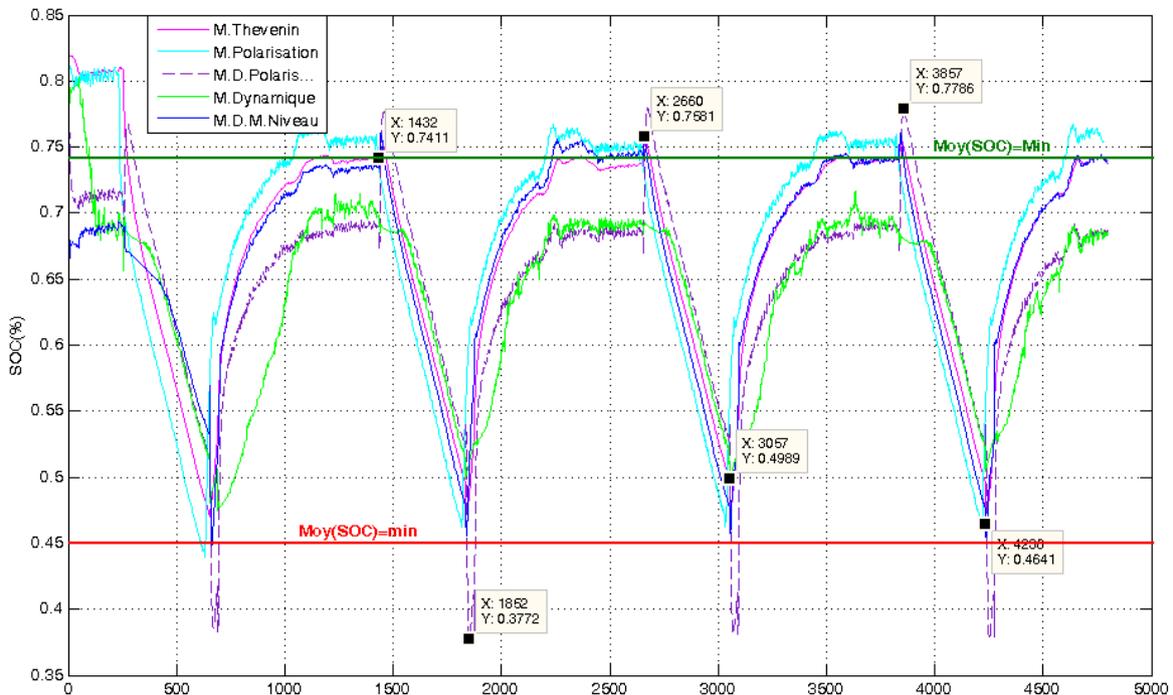


Figure 4.37 Le SOC estimé lors du profil cyclique, batterie « Ni-Cd ».

On peut calculer la profondeur de décharge suivant l'équation 2.29, c'est dire que le $DOD\% = (0.741 - 0.458) \times 100 = 28.3\%$. Il est à noter que cette batterie



n'est pas chargé au maximum ce qui est visible sur les valeurs max attendent pour le SOC (cf. la documentation technique en annexe).

Le décalage est plus visible lors des phases de charge, toutefois il est limité entre modèles à un maximum de 4% du SOC.

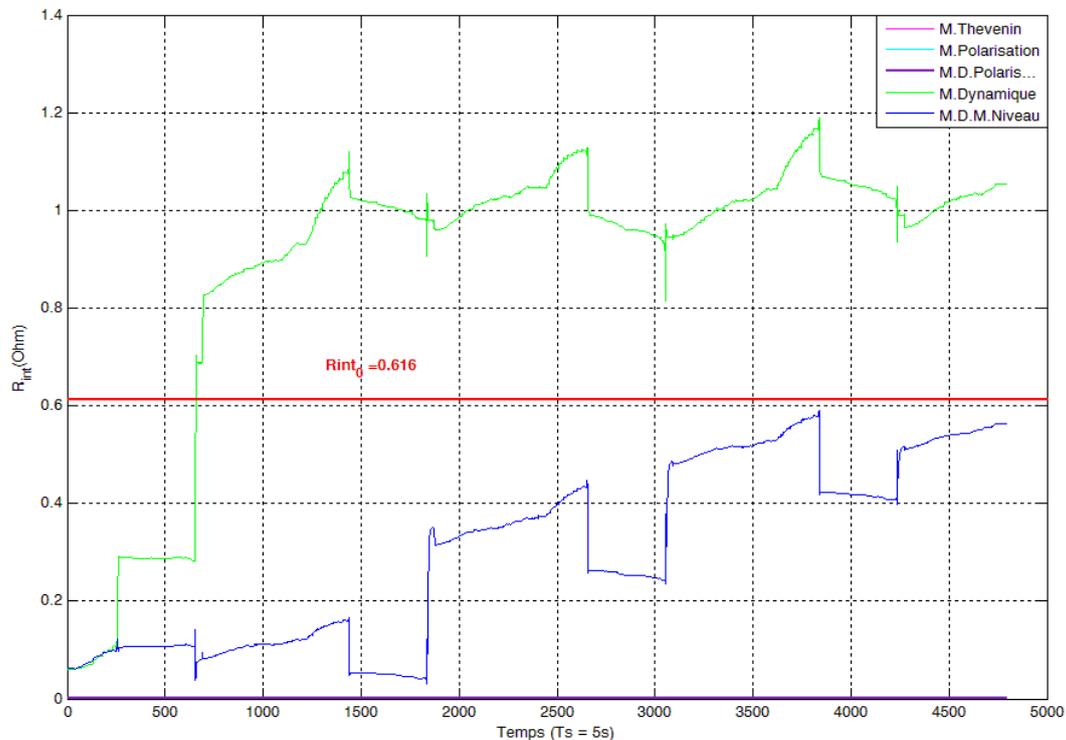


Figure 4.38 La R_{int} estimés lors du profil cyclique, batterie « Ni-Cd ».

De la Figure 4.38, nous donne les estimations de la résistance interne R_{int} ou R_b selon le modèle. Comme il est montré, les seules estimées exploitables sont ceux concernant les modèles dynamiques (M.Dynamique et M.D.M.Niveau). Avec un avantage du modèle multi-niveau, car il se rapproche des valeurs fournies par le constructeur « Sanyo ».

Comme synthèse, on peut dire que le modèle multi niveau se distingue par ces résultats d'estimation pour l'ensemble de ces paramètres plus précisément ceux jugés utiles au suivi de l'état de la batterie (SOC et R_{int}).

Le profil cyclique choisi pour le 2^{ème} essai, est celui d'une batterie en « Li-ion » qui est constitué d'un réseau de 10 chaînes de 8 cellules, de type Sony-18650HC, connectées en série. La tension de la batterie prévue durant l'opération est V_t (Min-Max) = 28~33.6V, la capacité nominale est de $C_n = 15Ah$ [72].

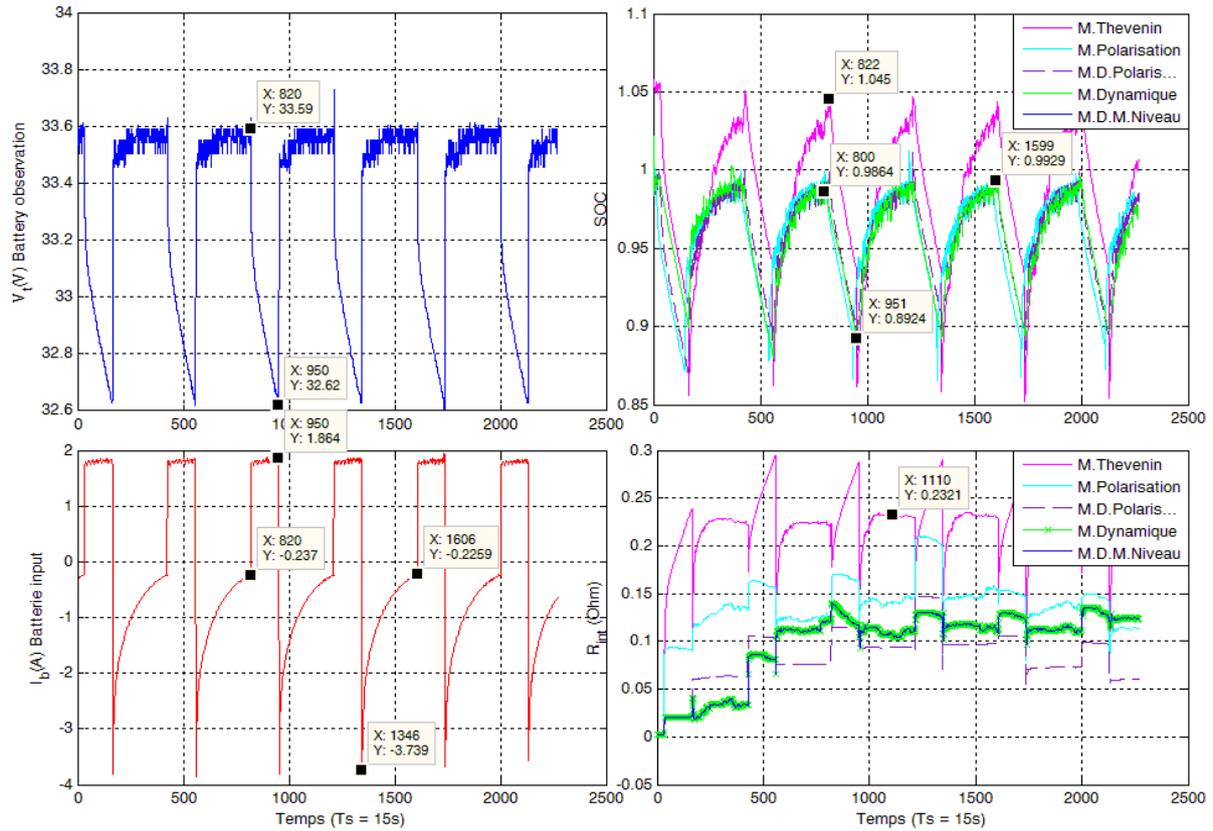


Figure 4.39 Les paramètres estimés lors du profil cyclique, batterie « Li-Ion ».

Le cycle commence par une phase d'éclipse où la batterie est déchargée par un courant « $I_b = I_{DCC} = 1.80A$ » qui durera environ (33min). Le cycle d'ensoleillement qui suit va engendrer une phase de chargement de la batterie sous un profil « CV » qui essaiera de maintenir une tension de plein charge « $V_t = V_{full} = 33.6V$ » (cf. §2.6.1), la durée de cette phase est d'environ « 64min ».le courant de charge atteindra son maximum au début de cette phase « $I_b = - 3.80A$ ».

Concernant l'estimation de l'état de charge, à part un décalage de surévaluation d'environ 5% de la part du modèle de Thevenin, à chaque fin de charge. Les autres modèles se convergent évoluant ainsi conjointement (voir Figure 4.39) avec un léger avantage pour les deux modèles dynamique (M.Dynamique et M.D.M.Niveau) au niveau de la fin de décharge qui nous donne une valeur de $DOD\% = (0.986 - 0.892) \times 100 = 9.4\%$ pour le modèle multi-niveau.

Les estimés de la résistance interne sont plus sensible à l'effet cyclique au début de l'essai ; reste qu'à long terme, leurs évolution deviennent plus cohérente avec les phénomènes qui régissent la charge et/ou la décharge (cf. §2.5.7). Les courbes des estimés donnés par le modèle dynamique Multi-niveau est la seule à se stabiliser autour d'une valeur ($R_{int} = 0.1\Omega$) ; ces valeurs données favorisent toujours l'exploitation de ce modèle pour la surveillance de l'état de la batterie au fur et à mesure que le nombre de cycle « Nb_cycles » avance, jusqu'à la fin de vie « EOL » de la batterie (cf. §2.5.10).



4.5. Conclusion

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

Ces travaux sont regroupés en plusieurs parties :

Une 1^{ère}, durant laquelle on a élaboré un système d'identification des paramètres internes d'une batterie sur la base d'un modèle exprimé en espace d'état pour y être utilisé à l'estimation de ses paramètres. Ceci étant, qu'on a constaté le besoin de plusieurs modèles et en conséquence, plusieurs formulations d'estimateur afin de couvrir toutes les possibilités et les besoin en application, à partir du modèle simple au plus complexe. L'architecture utilisés permet de basculer d'un modèle à une autre son aucune modification et ceci on isolant le module des modèles en espace d'état du module des paramètres spécifique au type de la batterie, du module paramètres « Banc/Projet », du module d'estimateur, du module en option d'estimation adaptative de bruit et du module de modélisation de la capacité de la batterie. D'autres outils ont été intégrés au fur à mesure des besoins.

Le but est d'avoir un système complet pour le diagnostic des packs de batteries en opérations. Ce genre de système offre pour le cas d'un satellite une possibilité de prédire l'évolution de son système de stockage lors de la mise en orbite pour les 1^{iers} orbites où l'énergie solaire (GPV non déployé ou hors service) et l'observation (télémessure) n'est pas encore disponible. En outre, il peut devenir un bon outil d'extrapolation s'il y a une perte de « TM » lors de la mission. A travers la propagation de l'évolution en capacité pour constituer des bilans énergétiques, ce système peut offrir une solution de choix pour imaginer des plans de sauvetage d'un satellite après perte de la mission (e.g, panne majeure) afin qu'il recouvre complètement sa mission ou engager sa récupération pour une mission dégradée. à travers la propagation de l'évolution en capacité.

Une autre partie a été consacrée à la réalisation d'un système de caractérisation des différents processus de charge et/ou de décharge des batteries dans le cadre d'une plateforme de test et validation plus global. Le démarrage de cette partie était de faire un état d'art sur les phénomènes à traités (phénomène électrochimique, la vitesse du processus, réaction aux commandes, les sources d'alimentation, système photovoltaïque...etc.) et puis produire un cahier de charge identifiant les besoins que devrait couvrir notre banc durant les essais. Dans ce sens, on a entamé la partie réalisation de ce banc en système modulaire (carte d'acquisition, carte de commande et étage de puissance) afin d'assurer la réutilisation et le changement rapide des module dans les futur bancs. Il est à noter que les modules finis sont le fruit d'une successivité de phases d'études et de tests pour aboutir à la sélection des composants, technologies adéquates (capteurs, microcontrôleur et composants de puissance...etc). Par ailleurs, cette réalisation a été accompagnée d'un développement logiciel pour permettre d'avoir



une « IHM » qui assure un contrôle et un monitoring sécurisé et de qualité durant les différents tests effectués sur les batteries.

La dernière partie avait pour but d'exploiter les développements réalisés dans les chapitres précédent et les parties précédentes pour une validation des approches d'identifications proposées et ceci par des essais prédéterminer à travers lesquelles on a pu voir les réactions des différents modèles (M.Thevenin, M.Polarisation, M.D.Polaris, M.Dynamique et M.D.M.Niveau) aux différents profils imaginés (DCC, CV ou cyclique). Aussi, il été remarquable la distinction du modèle dynamique multi niveau (M.D.M.Niveau) qui intègre un ensemble de paramètres pouvant suivre avec cohérence et plus de précision l'évolution de l'état d'une batterie. Néanmoins, les autres modèles on prouver leurs utilité dans des cas moins complexe. En conséquence, dans le cas où il faut prendre des décisions (e.g, MBS, satellites), avance l'idée de faire fonctionner l'ensemble par un système en parallèle ou de moyenner les résultats pour proposer des solutions moins risquées. Concernant la validation du module d'estimation, il est devenu évidant que l'option d'estimer en plus les bruits des systèmes (état et observation) en récursive est une bonne solution, non seulement par les résultats obtenus lors des essais mais aussi presque'elle offre à l'utilisateur l'avantage et la simplicité de passer d'une technologie de batterie à une autre et d'un type de donnée à un autre, sans devoir faire un prétraitement rigoureux pour identifier l'évolution statistique des bruits spécifique. L'idée avantageuse de modéliser l'évolution de capacité nominale de la batterie (Logique floue) a permis de filtrer l'effet nuisant des fluctuations dues au courant sur l'état de charge, cette idée a permis d'avoir un SOC dynamique avec l'évolution de la capacité de la batterie qui est plus représentative lors de l'exploitation du SOC dans les BMS pour prendre des décisions d'arrêt pour de démarrage du système de régulation de charge de la batterie.

Conclusion générale & *Perspectives*

Par ce travail, on présente une solution permettant de prédire l'état interne de la batterie ; nous avons particulièrement focalisé nos efforts sur l'état de charge (SOC). Cet indicateur est pris comme paramètre de comparaison entre les différents modèles présentés, et méthodes utilisées pour l'estimation des paramètres internes de la batterie. Durant toutes les phases de ce travail, on a su garder à l'esprit quelques objectifs de référence qui sont : adapter les approches simples à implémenter, favoriser les modèles qui intègrent des paramètres reconnus pour leurs impacts sur l'évolution de l'état de la batterie, s'assurer de la possibilité d'utilisation de ces modèles pour tout type de batterie (VRLA, Ni-Cd, Ni-Mh, Li-Poly ou Li-Ion...) et à la fin choisir des solutions permettant d'estimer en temps réel « On-line » les paramètres indicateurs de l'état de batterie.

Sur la base des objectifs tracés, des choix de modèles ont été effectués dans le chapitre 03 et des méthodes adéquates ont été le sujet de discussion. En conséquence, nous avons pu développer un système d'analyse et d'estimation des paramètres de la batterie ; ce système, présenté dans le chapitre 04, a fait l'objet de validation. Comme présenté, l'algorithme adapté pour l'estimation est basé sur un seul noyau (le filtre de Kalman), qui s'étend et se réduit (le nombre des éléments à estimer) selon le modèle adapté. Entre autres, les options d'estimation spécifique déclenchées, en parallèle de la boucle principale, pour le suivi de (la capacité, bruit ou autres...) affinent notre estimateur. Cette conception, dynamique et évolutive, va nous permettre au fur et à mesure d'apporter des améliorations et d'avoir un système d'identification plus précis et adapté à chaque application.

Sur la base de l'état de l'art dressé au début de ce travail ainsi que des études effectuées au préalable, des solutions ont été proposées. La discussion et l'analyse des résultats apportés sur les tests conduits, présentées dans la dernière partie du chapitre 04, nous ont permis de réévaluer ces choix (modèles et méthodes).

A travers les modélisations proposées, il est clair que tous ces modèles sont utilisables, toutefois le choix du modèle nous impose de prendre en considération l'évolution des profils en charge/décharge et les paramètres environnementaux afin d'assurer une précision acceptable à l'application. Le 2^{ème} chapitre qui détaille les batteries (phénomènes physicochimiques agissants, grandeurs physiques, paramètres et modèles) avance une expertise dont elle peut nous aider dans ce choix.

On constate que le dilemme (modèle-précision) est toujours d'actualité dans l'identification de l'état de la batterie ; par ce travail on a essayé de statuer sur cette difficulté. En conséquence, je tiens à préciser que l'approche à multi-niveau (modèle global) présente l'avantage d'être modulaire et évolutive ; permettant de basculer d'un modèle moins complexe qui intègre des paramètres ciblés vers un autre ; ceci tout en étant extrêmement exigeant sur d'autres niveaux du modèle global (modèle de la capacité nominal , modèle thermique...etc.) ; une flexibilité que nous avons pu apprécier durant le développement de notre solution d'analyse des paramètres batterie. On a pu constater que certains modèles se comportent moins bien que d'autres durant certains profils (exemple du modèle Thévenin lors des fluctuations rapides). Aussi, on a remarqué que durant les profils microcycles (charge/décharge à faible courant) le modèle global est moins sensible à certains effets (thermique et variation de la capacité) ; en conséquence, les modules concernés sont moins sollicités.

Le choix du filtre de Klamman pour l'identification des paramètres internes des batteries, vient du fait qu'il est, statistiquement, mis en avant comme estimateur optimal. Durant son adaptation à notre problème, on a pu profiter de l'avantage de la successivité des blocs proposés par cet estimateur (propagation, observation, innovation, rectification), où des solutions particulières à notre système électrochimique ont été injectées (e.g, modélisation de la capacité par logique floue, optimisation de la pré-estimation des paramètres initiaux par Algorithme Génétique...) qui ont permis d'améliorer la précision offerte par les modèles.

Comme illustré dans le chapitre 03, selon le modèle choisi, nous avons su adapter des issues proposés par la littérature de l'estimation, plus particulièrement celle du filtre de Kalman, pour surmonter des obstacles de modélisation ; on énumère : la modélisation des paramètres manquants d'information, l'augmentation du vecteur d'état pour rendre le modèle exploitable avec un minimum d'observabilité, la linéarisation du modèle, la condensation du modèle (ou le réduire) pour éliminer les singularités et accélérer l'estimation ou pour éliminer les perturbations. Ces solutions ont été soumises à l'épreuve dans ce travail et leurs exploitations nous ont offert plus de précision.

Après l'implémentation des différentes versions du filtre de Kalman pour l'estimation des paramètres internes de la batterie, il serait pertinent de poursuivre ce travail on adaptant une approche à multi-estimateur (multi-modèle d'estimation) ; cette solution peut être utile dans le cas d'un système (batterie) mal connu et qui change par rapport à des facteurs méconnus. L'utilisation en parallèle de multiple filtre de Kalman combinés à plusieurs modèles peut nous faire gagner en précision selon la situation et affiner l'estimation ; toutefois cette solution serait couteuse en temps de calcul si on n'adapte pas une logique à jalon (par rapport à des fluctuations, phase ou régime...) pour limiter ce parallélisme à des phases transitoires. Dans cette logique le système finit par basculer entre modèles et entre estimateurs, et de choisir un seul modèle/estimateur durant des phases stables.

La modélisation, par Logique Floue ou polynomiale, de l'évolution de la capacité nominale de la batterie par rapport au courant et les paramètres environnementaux, offre une solution pour exprimer l'état de charge relative à la capacité apte à être fournie. La suite naturelle de cette modélisation et de prendre en compte l'aspect (Nombre de cycles et drivée du courant) comme des entrées complémentaires à ce modèle de capacité. D'autres méthodes seraient à inspecter (e.g, Neuro-floue) à titre comparatif.

Les modélisations et les estimateurs développés ont été intégrés dans un système complet pour le diagnostic des packs de batteries en opérations. Cette 1^{ère} version de l'outil a pour rôle le diagnostic des batteries des satellites avec une possibilité de prédire (et poursuivre) l'évolution de son système de stockage lors de la mise en orbite pour les 1^{iers} orbites où l'énergie solaire (GPV non déployé ou hors-service) et l'observation (télémessure) ne sont pas encore disponibles. Aussi il pourra être utilisé pour prédire l'évolution de la batterie par rapport à une charge demandée dans des conditions limite en cas où il faut revoir et réorganiser la mission suite à une perte d'une source d'alimentation (un panneau, étage de régulation ...) ou des conditions environnementales.

La perspective à atteindre, est de rendre le système maniable à toute application (satellite, EV, EHV), particulièrement pour les satellites et leurs différentes missions (LEO, MEO ou GEO) d'où le large spectre des technologies de batteries visitées durant ce travail (VRLA, Ni-Cd, Ni-MH, Li-Ion ...et autres).

Dans ce travail, en utilisant un banc de test réalisé au sein du laboratoire LEPESA, on a pu effectuer des caractérisations des différents processus de charge et/ou de décharge des batteries ; les résultats collectés ont été interprétés et ont permis la validation des travaux antérieurs. Ce banc est une plateforme de travail qui sera agrandie par la suite afin de couvrir d'autres aspects liés aux : validation du dimensionnement d'un système de puissance pour satellites, la validation des nouveaux plans des missions ; pour cette tâche le banc sera utilisé comme émulateur.

Références

- [1] A. Goetzberger et U. Hoffmann, Photovoltaic Solar Energy Generation, Berlin: Springer-Verlag, 2005.
- [2] H. Yoon et al, «Progress of Inverted Metamorphic III-V Solar Cell Development at Spectrolab,» 2007.
- [3] H. Cotal et al, «III–V multijunction solar cells for concentrating photovoltaics,» Energy & Environmental Science, pp. 174-192, 2009.
- [4] T. Markvart et L. Castaner, Practical Handbook of Photovoltaics: Fundamentals and Applications, Oxford: Elsevier, 2003.
- [5] «Alternative and Renewable Energy Tutorials,» Alternative Energy Tutorials, 2010. [En ligne]. Available: <http://www.alternative-energy-tutorials.com/solar-power/>. [Accès le 7 avril 2014].
- [6] A. Hyder, R. Wiley et G. Halpert, Spacecraft power technologies, Indiana: Imperial College Press, 2003.
- [7] R. M. Patel, Spacecraft Power Systems, Florida: CRC Press, 2005.
- [8] M. ZERARKA, Étude des régimes extrêmes de fonctionnement en environnement radiatif des composants de puissance en vue de leur durcissement pour les applications aéronautiques et spatiales, vol. 1, Toulouse: Université Toulouse III - Paul Sabatier, 2013.
- [9] A. Luque et S. Hegedus, Handbook of Photovoltaic Science and Engineering, West Sussex: John Wiley & Sons Ltd, 2003.
- [10] B. Brenton, «The Basic Physics and Design of III-V Multijunction Solar Cells,» NREL's III-V Research group, CA, USA, 2002.
- [11] «NASA Space Technology Roadmaps and Priorities,» National Academies Press, Washington DC, 2012.
- [12] Furton, «Space Transportation Costs:Trends in Price Per Pound to Orbit 1990-2000,» Furton Corporation, Maryland, 2002.
- [13] D. Linden et T. Reddy, Hand Book of Batteries, 3 éd., New York: McGraw-Hill, 2002.
- [14] I. Buchmann, Batteries in a Portable World, Cadex Electronics Inc, 2005.
- [15] G. Pistoia, Batterie Opereted Dives and systems, From Protable Electronics to industrial Products, Rome: Elsevier, 2008.
- [16] T. R. Crompton, Battery Reference Book, Oxford: Newnes, 2000.
- [17] Battery Univesity.com, CADEX, 2006.
- [18] E. K. Aifantis et al, High Energy Density Lithium Batteries, Weinheim: WILEY-VCH Verlag GmbH & Co, 2010.
- [19] M. Broussely et G. Pistoia, Industrial Applications of Battries, From Cars to Aerospace and Energy Storage, Oxford: Elsevier, 2007.
- [20] P. Bauer, Batteries for Space Power Systems, Washington, D.C: NASA, 1968.
- [21] E. Darcy et al, «Lithium-Ion Cell PTC Limitations and Solutions for High Voltage Battery Applications».

- [22] J. JONES, Étude des interfaces électrodes/électrolyte et des phénomènes de solubilité dans l'accumulateur lithium-ion, Tours: Université François-Rabelais, 2010.
- [23] D. Rand et al, Valve-regulated Lead–Acid Batteries, Amsterdam: Elsevier, 2004.
- [24] C. PEARSON, C. THWAITE et N. RUSSEL, «The Use of Small Cell Lithium-Ion Batteries for Small Satellite Applications,» 18th Annual AIAA/ASU Conference on small satellites, Vols. %1 sur %2V-3, 2004.
- [25] C. PEARSON, N. RUSSEL et C. THWAITE, «Accurate Battery Performance Modelling: The Key to Accessing a Truly Responsive Modular Small-Cell Concept,» 19th Annual AIAA/USU Conference on Small Satellites, 2005.
- [26] S. Neubauer, B. Cardwell et J. Dembeck, «Testing High Power COTS Cells and Developing High Voltage Batteries for Space,» 7th International Energy Conversion Engineering Conference, Denver-Colorado, 2009.
- [27] B. Perla et al, Lithium-Ion Batteries : Solid-Electrolyte interphase, London: Imperial College Press, 2004.
- [28] M. Park et al, «A review of conduction phenomena in Li-ion batteries,» Elsevier, Journal of PowerSources, pp. 1-26, 2010.
- [29] MIT-Electric Vehicle Team, «A Guide to Understanding Battery Specifications,» 2008.
- [30] Y. Diab et al, «Self-Discharge Characterization and Modeling of Electrochemical Capacitor Used for Power Electronics Applications,» IEEE Transactions on Power Electronics, vol. 24, pp. 510-517, 2009.
- [31] F. Lakhdari, Diagnostique de l'état d'un accumulateur au plomb par la technique de spectroscopie d'impédance électrochimique, Oran: USTO-MB, 2008.
- [32] K. Oldham, «A Gouy–Chapman–Stern model of the double layer at a (metal)/(ionic liquid) interface,» Journal of Electroanalytical Chemistry, Elsevier, pp. 131-138, 2008.
- [33] C. Zhang et al, «Identification of Dynamic Model Parameters for Lithium-Ion Batteries used in Hybrid Electric Vehicles,» chez International Symposium on Electric Vehicles (ISEV), Beijing, China, 2009.
- [34] F. Xuyun et S. Zechang, «A battery model including hysteresis for State-of-Charge estimation in Ni-MH battery,» IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC), Harbin, China, 2008.
- [35] M. Coleman et e. al, «SOC Determination From EMF Voltage Estimation : Using Impedance, Terminal Voltage, and Current for Lead-Acid and Lithium-Ion Batteries,» IEEE TRANSACTIONS ON INDUSTRIAL ELECTRONICS, vol. 54, n° %105, pp. 2550-2557, 2007.
- [36] M. Bacchetti, A. Garutti et J. Haines, «Spacecraft Electrical Power Subsystem Design Utilising the ESA-ESTEC Concurrent Design Facility (CDF),» IEEE, pp. 2000-2005, 2001.
- [37] E. Koutroulis et K. Kalaitzakis, «Novel battery charging regulation system for photovoltaic applications,» IEE, vol. 151, pp. 191-197, 2004.
- [38] G. Sikha et P. Ramadass, «Comparison of the capacity fade of Sony US 18650 cells charged with different protocols,» Journal of Power Sources, p. 67–76, 2003.
- [39] R. Garcia Valle et J. Pecas Lopes, Electric Vehicle Integration into Modern Power Networks, New York: springer, 2013.
- [40] V. Pop et al, Battery Management Systems, Accurate State-of-Charge Indication for Battery-Powered Applications, Philips Research Laboratories, Eindhoven, The Netherlands éd., vol. 9, Eindhoven: Springer, 2008.

-
- [41] J. e. a. Cabezas, «Smart-1 Battery management electronic_BME,» ESASP, 2002.
- [42] D. Loche et H. Brade, «Lithium-Ion battery cell in LEO,» ESASP, 2002.
- [43] M. Francisco et L. González, «Circuit Based Battery Models: A Review,» II CIBELEC, pp. 1-5, 2006.
- [44] Z. M. Salameh et al, «A Mathematical Model for Lead-Acid Batteries,» IEEE transaction on Energy conversion, vol. 7, pp. 93-73, 1992.
- [45] J. Chiasson et V. Baskar, « Estimating the state of charge of a battery».
- [46] D. Louche, «Towards the use of lithium-Ion battery on LEO applications,» ESASP, 2002.
- [47] G. Lijun et al, «Dynamic Lithium-Ion Battery Model for System Simulation,» IEEE TRANSACTIONS On componets and packing technologies, vol. 25, pp. 495-505, 2002.
- [48] S. Barsali et M. Ceraolo, «Dynamical Models of Lead-Acid Batteries: Implementation Issues,» IEEE Transaction on Energy Conversion, vol. 17, p. 16, 2002.
- [49] M. Chen et al, «Accurate Electrical Battery Model Capable of Predicting Runtime and I–V Performance,» IEEE transaction on energy conversion, vol. 21, pp. 504-511, 2006.
- [50] B. Verbrugge et al, «Modelling the RESS: Describing Electrical Parameters of Batteries and Electric Double-Layer Capacitors through Measurements,» World Electric Vehicle Journal, vol. 3, pp. 1-9, 2009.
- [51] M. S. KEMMOUCHE, GMM-Based Multisensor Multitarget Tracking algorithms for Surveillance Systems, Alger: Ecole Militaire Polytechnique, 2012.
- [52] S. Dan, Optimal State Estimation Kalman, H_∞ and nonlinear approaches, New Jersey: Wiley-Intrescience, 2006.
- [53] A. Gelb, Applied Optimal Estimation, Massachusetts: The MIT Press, 2001.
- [54] R. Grover Brown, Introduction to Random signal analysis and Kalman Filtering, New York: john Wiley & sons , 1983.
- [55] M. rewala et A. Andrews, «Applications of Kalman Filtering in Aerospace 1960 to the Present [Historical Perspectives],» Control Systems, IEEE, vol. 30, n° 13, pp. 69-78, 2010.
- [56] A. KENNETH et D. BYRON, «Adaptive Sequential Estimation with Unknown Noise Statistics,» IEEE transaction on automatic control, pp. 520-523, 1976.
- [57] M. Melanie, An Introduction to Genetic Algorithms, Massachusetts: MIT Press, 1999.
- [58] P. Charboneau, An Introduction to Genetic Algorithms_for Nimerical Optimmmization, BOULDER, COLORADO: NCAR TECHNICAL NOTE, 2002.
- [59] R. Haupt et S. E. Haupt, Practical genetic Algorithms 2dt, John Wiley & Sons: 2004, 2004.
- [60] H. Hongwen, X. Rui et G. Hongqiang, «Online estimation of model parameters and state-of-charge of LiFePO₄ batteries in electric vehicles,» Elseviers, Applied Energy , pp. 413-420, 2012.
- [61] A. Runkler, «Selection of apporpriate defuzzification methodes using application specific properties,» IEEE Fuzzy systems, vol. V, n° 11, pp. 72-79, 1997.
- [62] M. Knauff, «A Platform for the Testing and Validation of Dynamic Battery Models,» IEEE, pp. 554-559, 2009.
- [63] D. f. circuit, Electric Vehicle Tester General Data.
- [64] C. S.-Z. (CSZ), Environmental Chambers for Battery Testing.
- [65] E. E. Corp, Solar Array Simulator Overview, San Diego, CA.
- [66] M. Day et B. Johns, «Choose the best buck-boost converter,» POWER MANAGEMENT-EE Times-Asia, 2007.

- [67] N. Mohan, Power Electronics, Afirst course, Minneapolis, USA: John Wiley & Sons, 2012.
- [68] S. Buso et P. Mattavelli, Digital Control in Power Electronics, Morgan & Claypool Publishers, 2006.
- [69] M. Thandar Kyu et Z. Min Aung, «Design and Implementation of Active Filter for Data acquisition system,» chez International MultiConference of Engineers and Computer Scientists, Hong Kong, 2009.
- [70] B. Carter et M. Ron, Op Amps for Everyone, Chapter 20-Active Filter Design Techniques, Dallas: Texas Instruments, 2008.
- [71] L. Merad, M. Bekhti et al, «NiCd battery type parameter estimation using a hybrid neuronal approach,» chez 2nd WSEAS Int. Conf on COMPUTER ENGINEERING and APPLICATIONS, Mexico, 2008.
- [72] F. Mc Neill, E. Thro et al, Fuzzy logic: a practical approach, US.: AP PROFESSIONAL, 1994.

A. Annexes: *Fiche technique des batteries*

Data Sheet

NPL SERIES - **NPL24-12**

NPL Valve Regulated Lead-acid Batteries (VRLA)

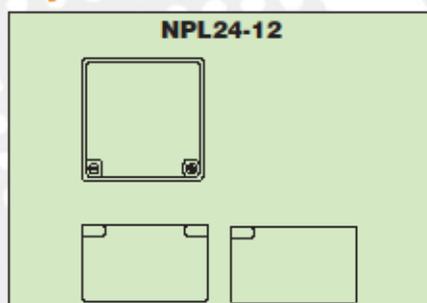
The NPL range is an enhanced NP design resulting in a longer service life (7 - 10yrs). All other attributes and operational characteristics are the same, thereby maintaining the benefit of a common mechanical and electrical design for users of both products.



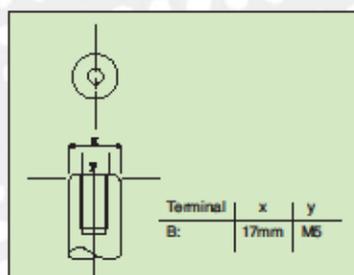
FEATURES

- Yuasa VRLA batteries can be used in any orientation excluding continuous use inverted.
- Standard case material is flame retardant to (UL94) HB0.
- FR option case material is flame retardant to UL94:V0 (oxygen index 30).
- NPL batteries are manufactured in factories that comply with ISO 9001:2000.
- FR option NPLs comply with BS6290 Part 4 (1997).
- NPL batteries comply with IEC 60896-21+22.

Layout



Terminals



General Specifications

Nominal Capacity (Ah)	NPL24-12T
20hr to 1.75vpc 20°C	24
10hr to 1.75vpc 20°C	22.3
5hr to 1.70vpc 20°C	20.4
1hr to 1.60vpc 20°C	14.4
Voltage	12
Energy Density (Wh/L)	79
Specific Energy (Wh. kg)	32
Int Resistance (m.ohms)	9.5
Maximum discharge (A)	150
Short Circuit current	500
Dimensions (mm) +/- 2mm	
Length	166
Width	175
Height overall	125
Weight	9
Terminal	B
Torque (Nm)	2.45

Operational Temperature Range

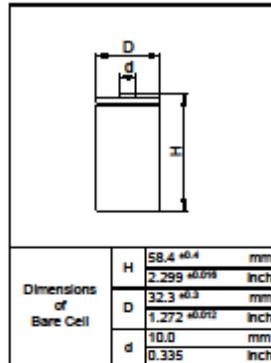
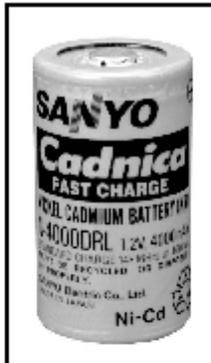
Charge	-15°C to 50°C
Discharge	-20°C to 60°C
Storage	-20°C to 50°C (fully charged condition)

Applications

- Security and Fire
- UPS
- Telecoms
- Emergency Lighting

NPL

SANYO Cadnica

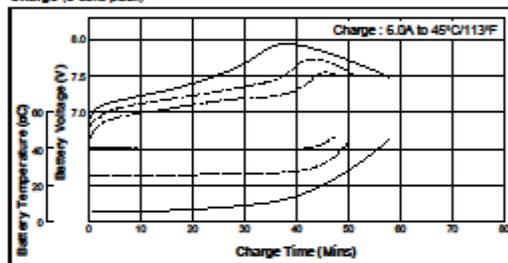


Cell Type N-4000DRL Specifications

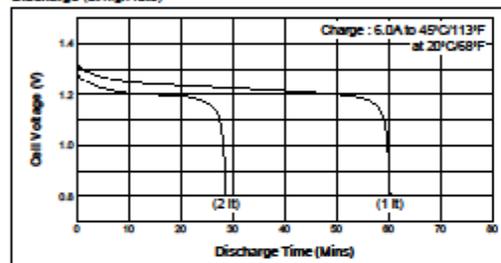
Nominal Capacity		4000mAh
Nominal Voltage		1.2V
Charging Current	Standard	400mA
	Fast	8000mA
Charging Time	Standard	14 to 16Hrs.
	Fast	about 1Hr.
Ambient Temperature	Charge	Standard 0°C to +45°C [+32°F to 113°F] Fast 5°C to +40°C [+41°F to 104°F]
	Discharge	-20°C to +60°C [-4°F to 140°F]
	Storage	-30°C to +50°C [-22°F to 122°F]
Internal Impedance (Av.) (at 50% discharge)		2.8mΩ (at 1000Hz)
Weight		160g/5.64oz
Dimensions(D)×(H) (with tube)		33.0 ⁰ _{-0.2} × 59.5 ⁰ _{-1.5} mm 1.30 ⁰ _{-0.04} × 2.34 ⁰ _{-0.08} inch

Typical Characteristics

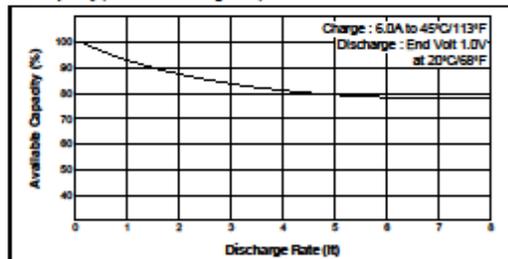
Charge (5 cells pack)



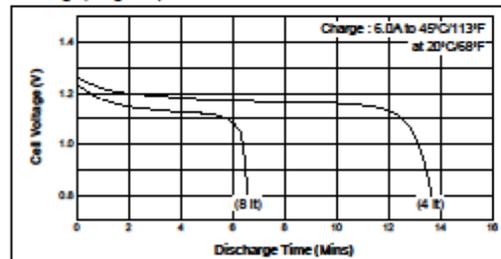
Discharge (at high rate)



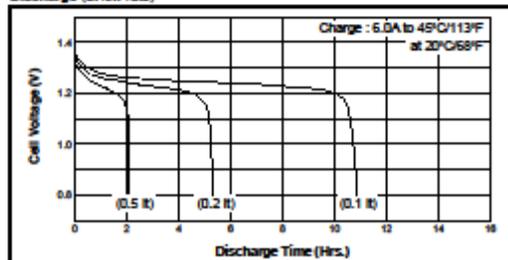
Cell Capacity (at various discharge rate)



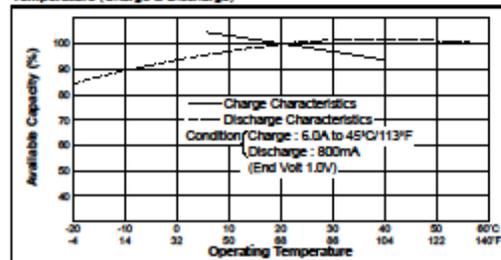
Discharge (at high rate)



Discharge (at low rate)



Temperature (Charge & Discharge)

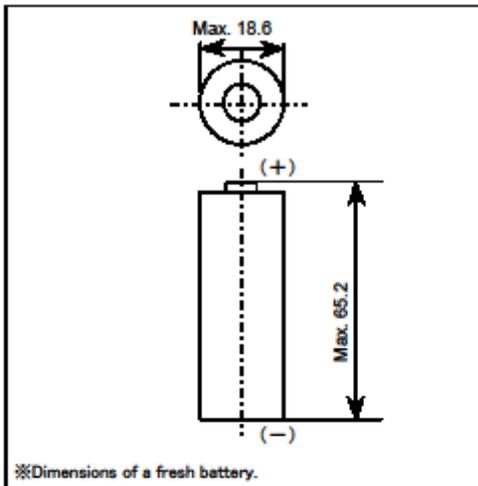


CD031203

PSS series
CGR18650CF

※Battery cell is not sold by itself to secure safety.

■ **Dimensions** (mm)



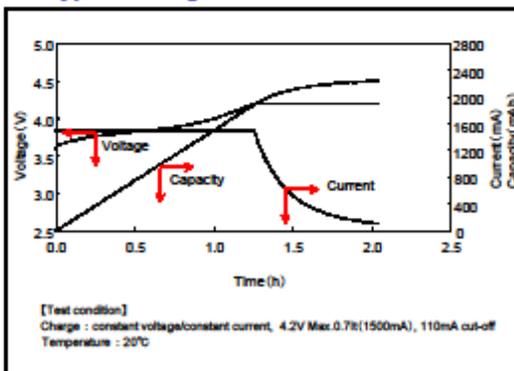
※Dimensions of a fresh battery.

■ **Specifications**

Nominal voltage	3.6V	
Minimum capacity *1	2150mAh	
Typical capacity *1	2250mAh	
Dimensions	Diameter	Max. 18.6mm
	Height	Max. 65.2mm
Approx. weight	44g	

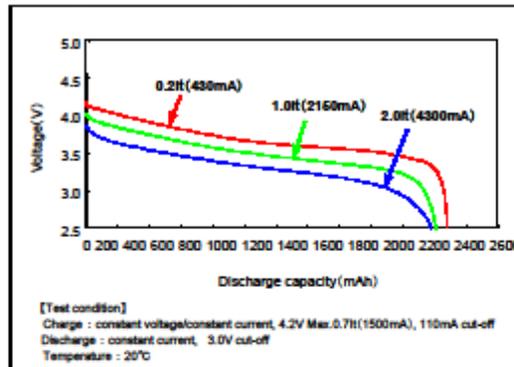
*1 Charge : constant voltage/constant current, 4.2V, max. 1500mA, 110mA cut-off
Discharge : constant current, 430mA, 3.0V cut-off
Temperature : 25°C

■ **Typical charge characteristics**

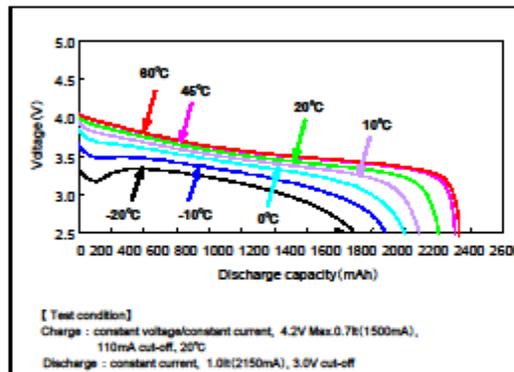


[Test condition]
Charge : constant voltage/constant current, 4.2V Max.0.7I(1500mA), 110mA cut-off
Temperature : 20°C

■ **Typical discharge characteristics**

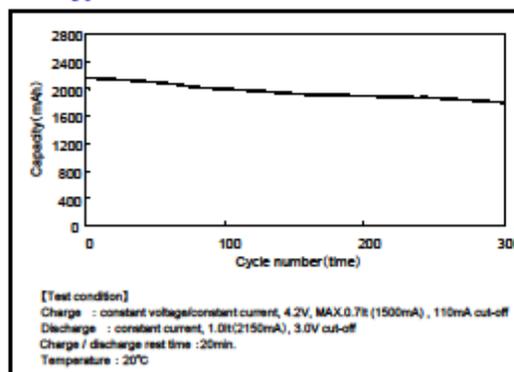


[Test condition]
Charge : constant voltage/constant current, 4.2V Max.0.7I(1500mA), 110mA cut-off
Discharge : constant current, 3.0V cut-off
Temperature : 20°C



[Test condition]
Charge : constant voltage/constant current, 4.2V Max.0.7I(1500mA), 110mA cut-off, 20°C
Discharge : constant current, 1.0I(2150mA), 3.0V cut-off

■ **Typical life characteristics**



[Test condition]
Charge : constant voltage/constant current, 4.2V, MAX.0.7I(1500mA), 110mA cut-off
Discharge : constant current, 1.0I(2150mA), 3.0V cut-off
Charge / discharge rest time : 20min.
Temperature : 20°C

The data in this document are for descriptive purposes only and are not intended to make or imply any guarantee or warranty.

C. Annexes: Formulation discrète du Filtre de Kalman

Nous considérons un système ou un processus représenté dans l'espace d'état par les équations :

$$\left\{ \begin{array}{l} \mathbf{x}(k+1) = \mathbf{F}(k)\mathbf{x}(k) + \mathbf{G}(k)\mathbf{u}(k) + \mathbf{v}(k) \\ \mathbf{z}(k) = \mathbf{H}(k)\mathbf{x}(k) + \mathbf{w}(k) \end{array} \right. \quad \begin{array}{l} \text{C.1} \\ \text{C.2} \end{array}$$

Où :

$\mathbf{x}(k)$: est le vecteur d'état qui inclut les quantités à estimer de dimension $(n \times 1)$.

$\mathbf{F}(k)$: est la matrice de transition. Elle décrit l'évolution dans le temps du vecteur d'état, en absence de l'entrée de contrôle et du bruit de dimension $(n \times n)$.

$\mathbf{u}(k)$: est l'entrée de contrôle ou le processus générateur de dimension $(m \times 1)$.

$\mathbf{G}(k)$: est une matrice qui décrit la contribution de l'entrée à l'instant $k-1$, au vecteur d'état à l'instant k de dimension $(n \times m)$.

$\mathbf{v}(k)$: est le bruit du processus supposé indépendant, blanc, et de moyenne nulle de dimension $(n \times 1)$.

$\mathbf{z}(k)$: est le vecteur d'observation qui inclut la mesure de dimension $(p \times 1)$.

$\mathbf{H}(k)$: est la matrice de couplage de l'état avec la mesure de dimension $(p \times n)$.

$\mathbf{w}(k)$: est le bruit de la mesure supposé indépendant, blanc, et de moyenne nulle de dimension $(p \times 1)$.

$$\begin{array}{ll} E[\mathbf{v}(k)] = 0; & E[\mathbf{v}(k)\mathbf{w}(j)^T] = 0; \forall k, j \\ E[\mathbf{w}(k)] = 0; & E[\mathbf{x}(0)\mathbf{v}(k)^T] = 0; \forall k \\ E[\mathbf{v}(k)\mathbf{v}(j)^T] = \mathbf{Q}(k)\delta(k-j); & E[\mathbf{x}(0)\mathbf{w}(k)^T] = 0; \forall k \\ E[\mathbf{w}(k)\mathbf{w}(j)^T] = \mathbf{R}(k)\delta(k-j); & \delta(k-j) = 1 \text{ pour } k=j \text{ et } \delta(k-j) = 0 \text{ pour } k \neq j \end{array}$$

$\mathbf{Q}(k)$ et $\mathbf{R}(k)$ étant respectivement les covariances du bruit du processus « $\mathbf{v}(k)$ » et du bruit de mesure « $\mathbf{w}(k)$ ».

Le problème de l'estimation de l'état d'un système dynamique soumis à des entrées déterministes et aléatoires à partir de mesures $\mathbf{z}(k)$ bruitées compte tenu des informations disponibles à l'instant n , postérieur, antérieur ou identique à l'instant k . On peut distinguer trois classes selon l'observation « n » :

- **k = n**: Il s'agit dans ce cas de déterminer un estimé de l'état, compte tenu de toutes les mesures disponibles à l'instant considéré n. C'est le cas du **Filtrage**.
- **k < n**: En utilisant les mesures disponibles jusqu'à l'instant n, on essaye d'estimer l'état à un instant k antérieur à n. On fait alors un **lissage** ou une **Interpolation**.
- **k > n**: Il s'agit dans ce cas d'estimer la valeur du vecteur d'état à un instant k dans le futur. C'est ce qu'on appelle la **Prédiction** ou l'**Extrapolation**.

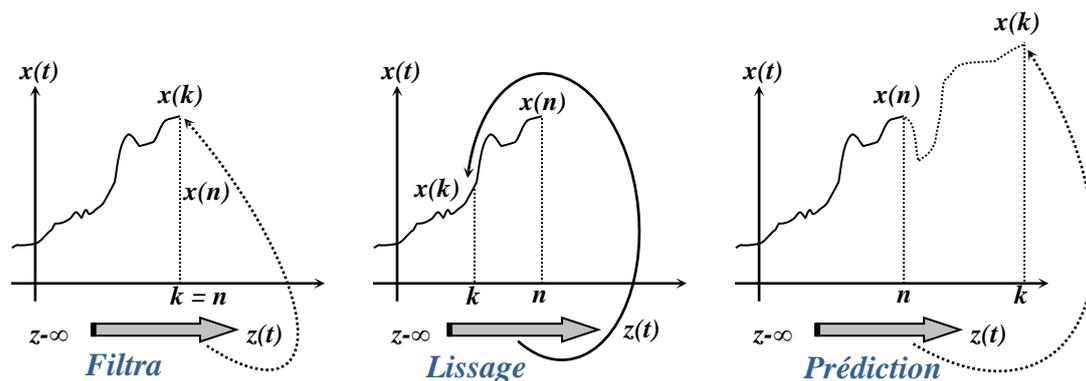


Figure C.1 Les différents cas de problème d'estimation

Il est à noter que pour ces différents cas présentés sur la Figure C.1, l'estimé est défini par : $\hat{x}(k|n)$, c'est à dire l'estimé à l'instant « k » compte tenu des informations disponibles à l'instant « n ».

L'estimé optimal au sens du critère de l'erreur quadratique moyenne minimale est donnée par l'espérance mathématique conditionnelle notée comme suit :

$$\hat{x}(k|n) = E[x(k)|z(1), z(2), \dots, z(n)] = \int x(k)p(x(k)|\bar{Z}(k))dx \quad \text{C.3}$$

Où « p » est la fonction de la densité de probabilité, « $p(x(k) | Z(k))$ » est son état postérieur à k observations, $\bar{Z}(k) = \{z(1), z(2), \dots, z(k)\}$.

L'évolution du vecteur d'état estimé $\hat{x}(k|n)$ décrite par l'équation de propagation d'état, voir équation C.1, est caractérisée par la matrice de transition $F(k)$. En effet, en substituant l'équation (C.1) dans (2.4), on obtient :

$$E[x(k)|Z(k-1)] = F(k-1)E[x(k-1)|\bar{Z}(k-1)] + G(k-1)E[u(k-1)|\bar{Z}(k-1)] + E[v(k-1)|\bar{Z}(k-1)] \quad \text{C.4}$$

Soit encore :

$$\hat{x}(k|k-1) = F(k-1)\hat{x}(k-1|k-1) + G(k-1)u(k-1) \quad \text{C.5}$$

Comme illustré par la Figure 3.1, l'objectif est d'avoir une estimation récursive du vecteur d'état, qui à partir d'une estimation à l'instant $k-1$ nous fournisse une nouvelle estimation à l'instant k , en utilisant la mesure à cet instant. On adoptera une estimation linéaire de la forme :

$$\hat{x}(k|k) = \hat{x}(k|k-1) + K(k)[z(k) - H(k)\hat{x}(k|k-1)] \quad \text{C.6}$$

La relation (C.6) exprime le fait que le nouvel estimé du vecteur d'état à l'instant k , est une mise à jour de l'estimé à l'instant $k-1$. Cette mise à jour tient compte de l'écart entre la mesure effective et la mesure prédite.

Nous devons donc déterminer la pondération $K(k)$ à accorder à cette mise à jour de sorte que l'erreur au sens des moindres carrés, entre le vecteur d'état et son estimé, soit minimale. Le paramètre $K(k)$ est appelé **gain du filtre de Kalman**.

L'erreur d'estimation est définie par :

$$\tilde{x}(k) = x(k) - \hat{x}(k|k) \quad \text{C.7}$$

Il s'agit donc de minimiser la quantité :

$$P(k|k) = E[(x(k) - \hat{x}(k|k))(x(k) - \hat{x}(k|k))^T] = E[\tilde{x}(k)\tilde{x}(k)^T] \quad \text{C.8}$$

$P(k|k)$ est appelée **matrice de covariance** de l'erreur d'estimation. Le filtre de Kalman est donc un filtre à minimum de variance.

C.1. Expression de la matrice de covariance

Nous allons, à partir des équations d'état (C.1) et de la relation linéaire de l'estimation (C.6 et C.5) exprimer l'équation qui gouverne la propagation de la matrice de covariance $P(k|k)$ en fonction du gain $K(k)$.

D'après l'équation (C.8) définissant $P(k|k)$ on peut écrire :

$$P(k|k-1) = F(k-1)E[(x(k-1) - \hat{x}(k-1|k-1))(\dots)^T]F^T(k-1) + E[v(k-1)v(k-1)^T]$$

$$P(k|k-1) = F(k-1)P(k-1|k-1)F^T(k-1) + Q(k-1) \quad \text{C.9}$$

Selon l'équation de la propagation de la variance (C.9), l'évolution de cette dernière est dépendante de la précision de l'estimation précédente $P(k-1|k-1)$ et la taille du bruit résiduel du processus $Q(k-1)$; en conséquence, on procède à la correction de la variance une fois la dernière mesure est disponible, $P(k|k)$ en fonction de $P(k|k-1)$.

On reprenant l'expression (C.7) de l'erreur $\tilde{x}(k)$ et on remplace l'estimé $\hat{x}(k|k)$ par son expression donnée par l'équation (3.8) on obtient :

$$\begin{aligned}\tilde{x}(k) &= x(k) - \hat{x}(k|k-1) - K(k)[z(k) - H(k)\hat{x}(k|k-1)] \\ &= x(k) - \hat{x}(k|k-1) - K(k)[H(k)x(k) + w(k) - H(k)\hat{x}(k|k-1)] \\ &= I - K(k)H(k)[x(k) - \hat{x}(k|k-1)] - K(k)w(k)\end{aligned}\tag{C.10}$$

Or, de l'expression C.8 la covariance de l'erreur d'estimation est égale à :

$P(k|k) = E[\tilde{x}(k)\tilde{x}(k)^T]$, on substituant l'expression (C.10) dans la relation (C.8) :

$$\begin{aligned}P(k|k) &= (I - K(k)H(k))E\left[(x(k) - \hat{x}(k|k-1))(x(k) - \hat{x}(k|k-1))^T\right](I - K(k)H(k))^T \\ &\quad + K(k)E[w(k)w(k)^T]K(k)^T\end{aligned}\tag{C.11}$$

On note que pour aboutir à (C.11), on tient en compte la relation $(\mathbf{AB})^T = \mathbf{B}^T \mathbf{A}^T$.

La mise à jour de la matrice de la covariance d'erreur $P(k)$ par le gain K et de la matrice de couplage H une fois l'observation disponible est traduite par l'équation suivant :

$$P(k|k) = (I - K(k)H(k))P(k|k-1)(I - K(k)H(k))^T + K(k)R(k)K(k)^T\tag{C.12}$$

Ou

$$\begin{aligned}P(k|k) &= P(k|k-1) - K(k)H(k)P(k|k-1) - P(k|k-1)H(k)^T K(k)^T \\ &\quad + K(k)[H(k)P(k|k-1)H(k) + R(k)]K(k)^T\end{aligned}\tag{C.13}$$

Dans cette phase de correction, le choix optimale $K(k)$ est pour minimiser l'espérance mathématique de l'erreur d'estimation (C.8), qui représente la somme des coefficients diagonaux de la matrice de la covariance $P(k|k)$ souvent notée **Trace ($P(k|k)$)**.

C.2. Expression du gain

Comme déjà expliqué, nous devons chercher une expression du gain $K(k)$ qui minimise le critère « J », appelé aussi la fonction de charge.

$$J = E[\tilde{x}(k)\tilde{x}(k)^T] = \text{Trace } P(k|k) \quad \text{C.14)}$$

Si on prend la forme quadratique en $K(k)$ présenté par l'équation (C.13) on pourra obtenir la valeur du gain optimal en résolvant l'équation de différentielles partiales de « J » par rapport à $K(k)$ qui est de dimension $(n \times p)$.

$$\frac{\partial J(k)}{\partial K(k)} = \frac{\partial \text{Trace } P(k|k)}{\partial K(k)} = 0 \quad \text{C.15)}$$

On utilisant les relations suivantes :

$$\frac{\partial \text{Trace}(AB)}{\partial A} = B^T, \text{ avec } AB \text{ qui doit être une matrice carrée.} \quad \text{C.16)}$$

$$\frac{\partial \text{Trace}(ACA^T)}{\partial A} = 2AC, \text{ avec } C \text{ qui doit être une matrice symétrique.} \quad \text{C.17)}$$

On obtient :

$$\frac{\partial \text{Trace } P(k|k)}{\partial K(k)} = -2(H(k)P(k|k-1))^T + 2K(k)[H(k)P(k|k-1)H(k)^T + R(k)] \quad \text{C.18)}$$

Soit encore :

$$-2[I - K(k)H(k)]P(k|k-1)H(k)^T + 2K(k)R(k) = 0 \quad \text{C.19)}$$

D'où le la matrice du gain de Kalman:

$$K(k) = P(k|k-1)H(k)^T [H(k)P(k|k-1)H(k)^T + R(k)]^{-1} \quad \text{C.20)}$$

Une fois le gain de Kalman est calculé, une mise à jour de l'état estimé $\hat{x}(k|k)$ est effectuée l'ajout de pondération de l'erreur entre l'observation et celle estimée par le biais de ce gain (voir équation (C.6)).

Pour la mise à jour de $P(k|k)$ on substitut l'expression du gain (C.20) dans (C.12) :

$$P(k|k) = \begin{aligned} & P(k|k-1) \\ & - P(k|k-1)H(k)^T [H(k)P(k|k-1)H(k)^T + R(k)]^{-1} H(k)P(k|k-1) \end{aligned} \quad \text{C.21)}$$

Dans le cas continu du filtre, cette équation prend la forme d'une équation différentielle de **Ricatti**. C'est pour cette raison, et par analogie que la relation (C.21) est appelée équation **de Ricatti** discrète [54] ; Elle peut être réécrite sous la forme suivante :

$$P(k|k) = P(k|k-1) - K(k)H(k)P(k|k-1) = [I - K(k)H(k)]P(k|k-1) \quad \text{C.22)}$$

D. Annexes : Réalisations pratiques

D.1. Génération PWM analogique

La génération peut se faire par circuits analogiques « LM3900 et LM311 ». Cette technique consiste à moduler un signal triangulaire (la porteuse) généré par le LM3900 (pin 05) avec un signal continue d'amplitude variable qui provient du DAC0808 par le biais d'un comparateur LM311.

Remarque : pour une bonne symétrie du signal triangulaire, il faut prendre $R1 = 2R2$, en conséquence, on a choisi $R1 = 100\text{ K}\Omega$ et $R2 = 50\text{ K}\Omega$ d'où une fréquence de 5Khz.

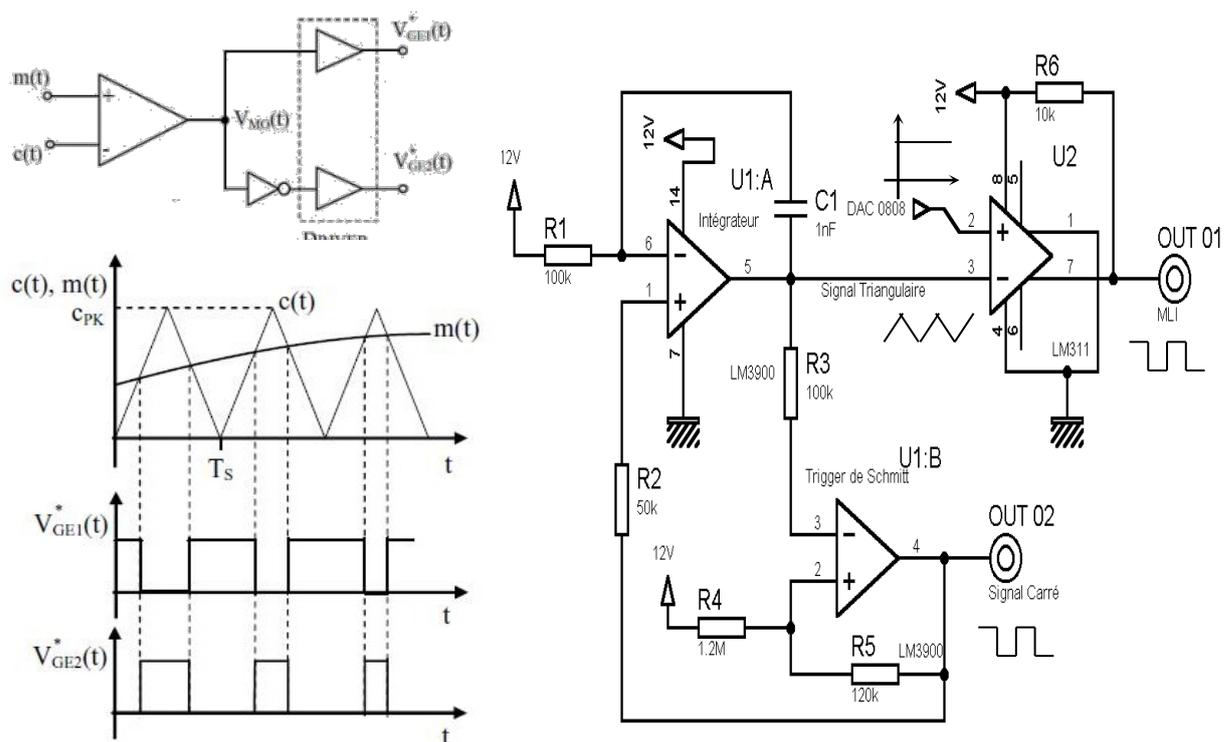


Figure D.1 Le principe de génération d'une PWM analogique

D.2. Génération PWM digitale

La génération par module soft présent sur un microcontrôleur. Pour le cas du microcontrôleur Motorola 68HC11F1, Le module soft a bénéficié de l'avantage de dispose d'un module temporisateur intégré (Timer) dans le noyau ; il dispose de cinq sorties (OC_1, \dots, OC_5) à comparaison (output-compare) avec un premier comparateur OC_1 un peu spécial, puisqu'il peut commander les autres sorties (plus de détails sont donnés dans le manuel du constructeur).

Lors de son utilisation de cette microcontrôleur, on a développé, en assembleur, un module qui permet de générer une PWM à la sortie OC_2 et une autre supplémentaire sur OC_3 .

L'utilisation du MC 68HC(9)12D60A a permet une génération plus facile car ce dernier dispos d'un module CCP/PWM à 04 canaux, qui peuvent être utilisés simultanément à 8bit ou seulement 2 canaux à 16bit, pour plus de détails, voir la documentation technique du MC.

Le microcontrôleur utilisé actuellement est le MC18F4550, ce dernier dispose aussi de module CCP/PWM à 02 canaux avec une résolution qui dépasse les 10bits.

Remarque :

Le MC68HC11F1 ne possède pas un module PWM intégré ni un Module CCP/PWM pour un compilateur C d'où la complexité de générer cette commande, de fréquence variable $f_{max} = 10\text{Khz}$ et un rapport (Duty) de 0 ~100 % nécessaire aux tests expérimentaux du chargement de batterie.

D.3. Le choix du capteur de la température :

Ce type de mesure s'effectue à l'aide d'un capteur qui transforme la température en un signal électrique. Il existe plusieurs types de capteurs (CTN, CTP, thermocouple, résistance platine PT100...etc.). Pour le choix de notre capteur on a essayé plusieurs types :

On a commencé par utilisé le circuit intégré AD592, ce dernier est une source de courant haute précision où Le courant de sortie en μA correspond exactement à la température en kelvins ($1\mu\text{A}/^\circ\text{K}$). Par la suite, on a utilisé un autre capteur qui est le LM335.

Récemment, on a fait appel à un autre capteur « DS18B20 » qui permet une lecture numérique sur un bus à une seule ligne, donc pas besoin de conversion ADC.

D.4. Les phases de réalisation du banc

Les photos ci-après (Figure D.2) sont une illustration sur les différentes étapes de la réalisation du banc de test des batteries, commençant par tester des circuits, calibrage des capteurs, validation fonctionnelle de chaque module et à la fin leurs interconnexions.

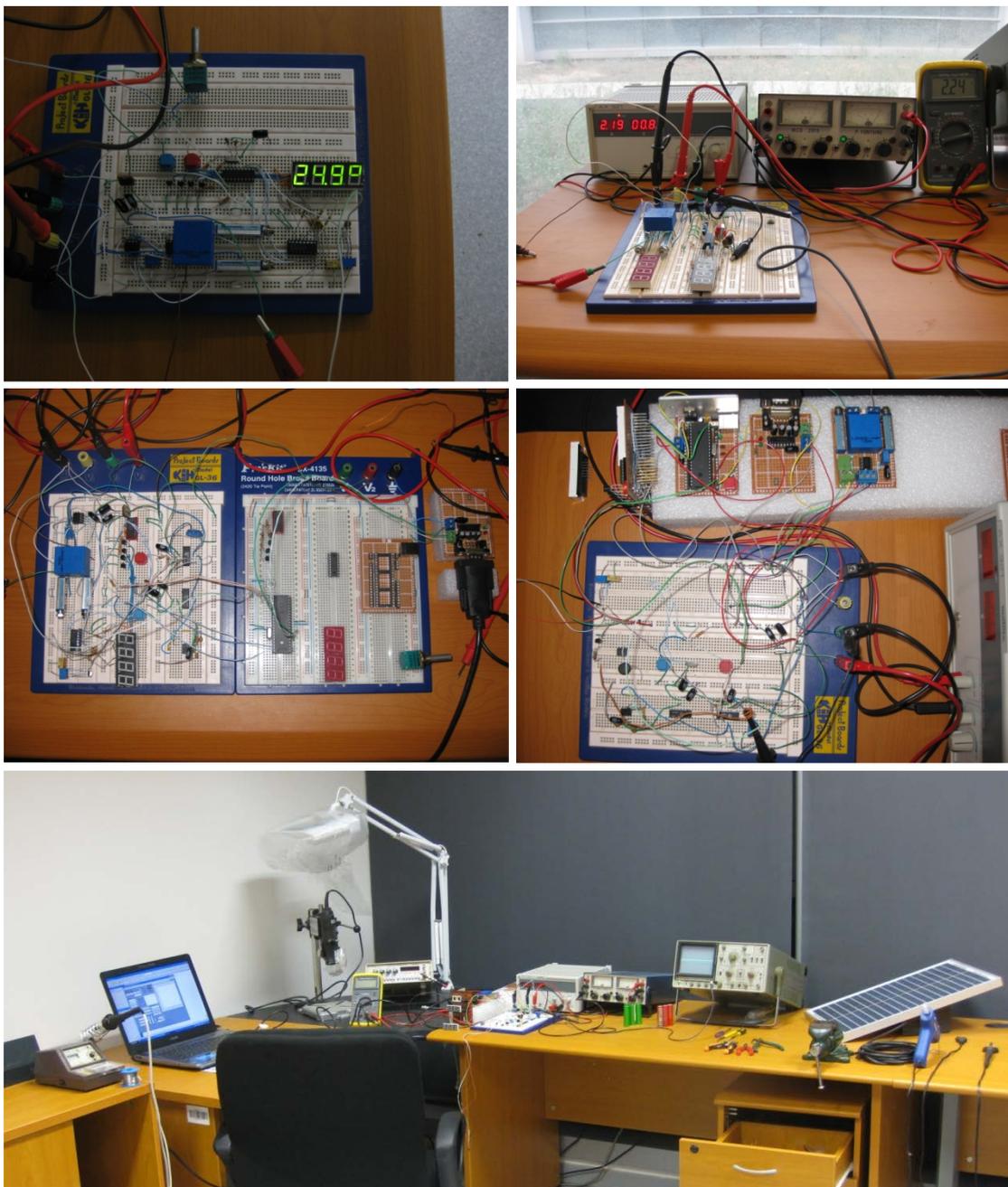


Figure D.2 Vue sur les phases de la réalisation du banc de test.

Résumé

Le stockage de l'énergie est devenu un défi pour tous les domaines qui essayent de faire immerger les technologies propres et durables, afin de se substituer à la forme conventionnelle du stockage ; les batteries sont une pierre d'angle dans cette solution d'avenir.

Pour un système photovoltaïque, les batteries représentent un moyen de stockage d'énergie électrique. Les paramètres apparents d'une batterie (tension, courant, et/ou température) restent insuffisants pour indiquer avec précision son état de charge (SOC) ou de santé (SOH). Par l'identification des paramètres internes d'une batterie, on essaye de suivre l'évolution de son état ; notre approche consiste à estimer ces paramètres internes à travers des modèles par le biais d'estimateurs. A la fin, une solution plus globale est proposée, basée sur un modèle à niveau corrigé par un estimateur adaptatif de KALMAN (AEKF). Ce travail est une contribution à la compréhension des phénomènes agissants à la dégradation des batteries et à l'optimisation des méthodes de charge et de décharge, afin de mieux exploiter leur capacité et augmenter leur durée de vie.

MOTS CLES:

Système photovoltaïque, Batterie, SOC, SOH, Paramètres internes, Modèles, Estimateur de KALMAN, AEKF.

Abstract

The observable parameters of a battery such as terminal voltage, current, and temperature couldn't give an accurate idea about its state of charge (SOC) and state of health (SOH), that is why a large number of techniques and algorithms have been proposed to predict the internal parameters (internal resistances R_{int} , capacitance and/or open circuit voltage V_{oc}) which are known as SOC and SOH indicators. In this thesis work, in order to identify the real available battery energy in on-line way, we tried different approaches and models; finally we adapted a new approach based-on an Adaptive Extended Kalman Filter (AEKF) with a dynamic model multi-Level. This approach is a solution to integrate the effects of the unknown evolution of certain battery parameters and noises as part of the model and the estimator. Also in this work, we interpret the evolution of the nominal battery capacity (C_n) as energy losses depending on current of battery; this interpretation is used to tune the available energy at each debited battery current profile. This idea is formulated by using a fuzzy-logic modelling approach. The proposed solutions (models and estimators) are tested and compared. The proposed approaches are validated using a developed test-bench designed specifically for this work. The Experimental results show the contributions of our work to estimate SOC accurately.

KEY WORDS:

AEKF, Battery, Energy losses, Fuzzy-logic, Internal parameters, Run-time dynamic model, SOC.