

**Organisme d'accueil :**

INP Polytech Clermont - Clermont Ferrand

---

## Rapport du projet

---

# Étude des méthodes de calcul du SOC des batteries lithium-ion NMC.

---

**Effectué par**

Eya Walha

Mustapha Lahmer

Département de Génie Électrique

Option : Systèmes Informatiques Embarqués

**Client :**  
M. Arnaud VOYER

**Encadrant du projet :**  
M. Jacques LAFFONT

**Tuteur de revue :**  
M. Julian LAURENCE

Date de Soutenance : 20/01/2025

# Résumé

Ce rapport traite de l'estimation de l'état de charge (SoC) des batteries lithium-ion dans le cadre d'un projet industriel réalisé avec GCK Battery. Les méthodes classiques, telles que le comptage de Coulomb et la méthode de la tension en circuit ouvert (OCV), utilisées par le client, ont été analysées et leurs limitations ont été mises en évidence, notamment les erreurs accumulées et la dépendance aux conditions de repos.

Afin de surmonter ces défis, des méthodes alternatives ont été proposées, telles que les filtres de Kalman étendu (EKF), le filtre de kalman Unscented (UKF) et comptage de coulomb modifié, permettant une estimation plus précise et robuste du SoC en temps réel, même dans des conditions dynamiques. Un modèle de batterie 2RC a également été développé et comparé au modèle utilisé par le client, afin de valider la performance des méthodes proposées.

**Mots clés :** Estimation de l'état de charge, batteries lithium-ion, SoC, filtre de Kalman, comptage de Coulomb, OCV, EKF, UKF, modélisation 2RC.

# Abstract

This report addresses the estimation of the state of charge (SoC) of lithium-ion batteries in the context of an industrial project carried out with GCK Battery. The classical methods, such as Coulomb counting and the open-circuit voltage (OCV) method, used by the client, have been analyzed, and their limitations have been highlighted, particularly the accumulated errors and dependence on resting conditions.

In order to overcome these challenges, alternative methods have been proposed, such as the Extended Kalman Filter (EKF), the Unscented Kalman Filter (UKF), and modified Coulomb counting, allowing for a more precise and robust estimation of the SoC in real-time, even under dynamic conditions. A 2RC battery model has also been developed and compared to the model used by the client to validate the performance of the proposed methods.

**Keywords :** State of charge estimation, lithium-ion batteries, SoC, Kalman filter, Coulomb counting, OCV, EKF, UKF, 2RC modeling.

# Remerciements

Nous tenons à exprimer notre sincère gratitude à toutes les personnes qui ont contribué à la réalisation de ce projet.

Nous remercions tout d'abord M. Arnaud VOYER, notre client, pour la confiance qu'il nous a accordée ainsi que pour son soutien tout au long de ce projet. Sa collaboration a été déterminante dans la réussite de ce travail.

Nous tenons également à remercier chaleureusement M. Jacques LAFFONT, notre encadrant de projet, pour ses conseils précieux, sa disponibilité et son expertise technique qui ont grandement facilité l'avancement de nos recherches.

Nous exprimons également nos remerciements à M. Julian LAURENCE, notre tuteur de revue, pour sa bienveillance et ses remarques constructives qui ont permis d'améliorer la qualité de ce rapport.

Enfin, nous remercions nos familles et amis pour leur soutien moral et leur compréhension pendant la durée de ce projet.

# Sommaire

Introduction générale . . . . .	1
<b>1 Présentation de GCK BATTERY</b>	<b>2</b>
1.1 Activités de l'entreprise : . . . . .	2
1.2 Domaines d'expertise de GCK Battery . . . . .	3
1.2.1 Embedded Software et Électronique . . . . .	3
1.2.2 Électronique de Puissance . . . . .	3
1.2.3 IoT (Internet of Things) . . . . .	4
1.2.4 Batteries . . . . .	4
<b>2 Contexte et État de l'Art</b>	<b>6</b>
2.1 Contexte du projet . . . . .	6
2.2 Problématique . . . . .	7
2.3 Objectifs du projet . . . . .	7
2.4 État de l'art des méthodes d'estimation du SOC . . . . .	7
2.4.1 Méthodes classiques . . . . .	7
2.4.2 Méthodes alternatives . . . . .	8
<b>3 Cahier des Charges et planification</b>	<b>9</b>
3.1 Cahier des charges . . . . .	9
3.2 WBS . . . . .	11
3.3 Gantt . . . . .	12
<b>4 Méthodes d'estimation de l'état de charge (SoC)</b>	<b>13</b>
4.1 Modèle de la batterie . . . . .	13
4.1.1 Modèles de Circuit Équivalent Étendu (EECM) . . . . .	14
4.1.2 Modèle 2RC . . . . .	14
4.2 Données et paramètres d'entrée . . . . .	16
4.3 Description générale du filtre de Kalman . . . . .	17
4.3.1 Schéma général du filtre de Kalman . . . . .	17
4.3.2 Vecteur et équation d'état . . . . .	18
4.3.3 Les matrices de covariance P, Q, R . . . . .	19
4.4 Filtre de Kalman Étendu (EKF) . . . . .	19
4.4.1 Principe de fonctionnement . . . . .	19
4.4.2 Avantages et inconvénient de filtre de Kelman étendu . . . . .	20
4.5 Le filtre de Kalman (UKF) . . . . .	22
4.5.1 Principe de fonctionnement du filtre de Kalman Unscented (UKF) . . . . .	22
4.5.2 Avantages et inconvénients du filtre de Kalman Unscented (UKF) . . . . .	22
4.6 Points de convergence et de divergence entre les filtres de Kalman UKF et EKF . . . . .	25
4.7 Comptage de Coulomb Modifié . . . . .	27
4.7.1 Principe de fonctionnement . . . . .	27

4.7.2	Avantages et Inconvénients de la méthode de comptage de Coulomb modifié . . . . .	27
4.7.3	Conclusion . . . . .	28
4.8	Développement . . . . .	29
4.8.1	Identification des Paramètres du Modèle 2RC . . . . .	29
4.8.2	Principe et Implémentation du Filtre de Kalman Étendu (EKF) . . . . .	30
4.8.3	Principe et Implémentation du Filtre de Kalman Unscented (UKF) . . . . .	32
4.8.4	Principe et Implémentation de la Méthode de Comptage de Coulomb Modifiée . . . . .	34
4.9	Tests de Validation des Méthodes Implémentées . . . . .	36
4.9.1	Test Basé sur le Calcul de RMSE . . . . .	36
4.9.2	Test Basé sur les Recalages comme Référence . . . . .	37
4.9.3	Conclusion . . . . .	37
4.10	Analyse des Résultats des Tests de Validation . . . . .	37
4.10.1	Analyse comparative des modèles 2RC . . . . .	37
4.10.2	Premier Jeu de Données . . . . .	39
4.10.3	Deuxième Jeu de Données . . . . .	40
4.11	Problèmes rencontrés . . . . .	41
4.11.1	Défi de Compréhension et d'Implémentation de l'Algorithme UKF . . . . .	41
4.11.2	Optimisation des Paramètres de Covariance et des Bruits pour les Filtres EKF et UKF . . . . .	42
4.11.3	Impact de l'Insuffisance des Données de Test sur la Validation des Méthodes . . . . .	42
<b>5</b>	<b>Conclusion</b>	<b>43</b>

# Table des figures

1.1	Logo et illustration d'une batterie de GCK Battery. . . . .	2
1.2	Logiciels embarqués et électronique . . . . .	3
1.3	Électronique de puissance . . . . .	3
1.4	IoT . . . . .	4
1.5	Batterie . . . . .	4
2.1	SOC . . . . .	6
3.1	WBS . . . . .	11
3.2	gantt . . . . .	12
3.3	gantt . . . . .	12
4.1	Modèles de la batterie . . . . .	13
4.2	Modèle 2RC . . . . .	15
4.3	Tableau OCV-SOC . . . . .	16
4.4	Schéma général du filtre de Kalman . . . . .	17
4.5	Algorithme d'identification des paramètres du modèle de batterie . . . . .	29
4.6	Algorithme de l'EKF . . . . .	30
4.7	Filtre de Kalman étendu (EKF) vs Comptage de Coulomb . . . . .	31
4.8	Algorithme de l'UKF . . . . .	32
4.9	Filtre de Kalman Unscented (UKF) vs Comptage de Coulomb . . . . .	33
4.10	Algorithme de comptage de Coulomb modifié . . . . .	34
4.11	Coulomb modifié vs Comptage de Coulomb . . . . .	35
4.12	Courant mesuré vs courant corrigé . . . . .	36
4.13	Comparaison des Méthodes d'Estimation de l'État de Charge pour les Profils 1 et 2 . . . . .	39
4.14	Comparaison des Méthodes d'Estimation de l'État de Charge . . . . .	40
4.15	Comparaison des Méthodes d'Estimation de l'État de Charge . . . . .	40

# Liste des tableaux

1	Table des Abréviations . . . . .	
1.1	Accompagnements de GCK Battery . . . . .	5
3.1	Cahier des charges . . . . .	10
4.2	Tableau de valeurs des paramètres du modèle 2RC du client et du modèle 2RC estimé . . . . .	37
4.3	Tableau des résultats avec le modèle client. . . . .	38
4.4	Tableau des résultats avec le modèle estimé . . . . .	38
4.5	Comparaison des Méthodes d'Estimation du SoC . . . . .	39
4.6	Tableau des résultats des tests . . . . .	41

# Table des Abréviations

<b>Abréviation</b>	<b>Signification</b>
SoC	State of Charge
BMS	Battery Management System
OCV	Open Circuit Voltage
EKF	Extended Kalman Filter
UKF	Unscented Kalman Filter

TABLE 1 – Table des Abréviations

# Glossaire

- **State of Charge (SoC)** : Le pourcentage de la capacité restante d'une batterie par rapport à sa capacité maximale.
- **Open Circuit Voltage (OCV)** : Tension d'une batterie mesurée en circuit ouvert, utilisée pour estimer le SoC.
- **Filtre de Kalman étendu (EKF)** : Méthode utilisée pour estimer l'état d'un système dynamique non linéaire, en linéarisant localement les équations du système.
- **Filtre de Kalman unscented (UKF)** : Amélioration du filtre de Kalman, permettant une estimation plus précise dans des systèmes fortement non linéaires.
- **Comptage de Coulomb** : Méthode d'estimation du SoC basée sur l'intégration du courant entrant ou sortant d'une batterie.

# Introduction générale

La gestion et l'optimisation des batteries lithium-ion sont des enjeux majeurs dans des domaines clés tels que les véhicules électriques, le stockage d'énergie, et divers équipements embarqués, où l'efficacité énergétique et la durabilité sont essentielles. La capacité à estimer l'état de charge (SoC) de manière précise est cruciale pour garantir une utilisation optimale des batteries, maximiser leur durée de vie et éviter les risques de décharge excessive ou de surcharge.

Les méthodes classiques d'estimation du SoC, telles que le comptage de Coulomb et la méthode de la tension en circuit ouvert (OCV), sont couramment utilisées, mais elles présentent des limitations importantes, notamment des erreurs accumulées et des exigences spécifiques de fonctionnement.

Ce projet se concentre sur l'étude et le développement de méthodes alternatives plus robustes et fiables pour estimer le SoC des batteries lithium-ion de type NMC, en surmontant les inconvénients des approches classiques. En particulier, des techniques avancées telles que le filtre de Kalman étendu (EKF), le filtre de Kalman Unscented (UKF) et comptage de Coulomb modifié sont explorées pour offrir des solutions plus précises et adaptées à des conditions réelles d'utilisation, sans les restrictions des méthodes traditionnelles. Ce rapport présente ces solutions innovantes pour améliorer la précision de l'estimation du SoC dans divers scénarios de fonctionnement.

Ce projet, débuté en 4e année et poursuivi en 5e année, a pour objectif de fournir une solution pratique et fiable au client pour une utilisation embarquée, afin d'améliorer la gestion et la durabilité des batteries lithium-ion dans des applications industrielles.

# 1 Présentation de GCK BATTERY

GCK BATTERY, créée le 10 avril 2019, est une société par actions simplifiée (SAS) spécialisée dans la conception, le développement et la fabrication de batteries lithium-ion standard, modulaires et sur mesure pour des équipements professionnels et grand public. Basée au 1 B rue Pierre Boulanger, 63370 Lempdes, cette PME, comptant entre 20 et 49 salariés en 2022, se distingue par son expertise dans la conception de solutions performantes et sécurisées, parfaitement adaptées aux besoins de ses clients. Avec une démarche structurée incluant l'analyse des cahiers des charges et la définition de solutions personnalisées, GCK BATTERY garantit un haut niveau de service, répondant aux exigences du marché tout en assurant une grande flexibilité et une maîtrise complète de la qualité de ses produits.[1]



(a) Logo GCK



(b) Batterie

FIGURE 1.1 – Logo et illustration d'une batterie de GCK Battery.

## 1.1 Activités de l'entreprise :

GCK Battery se spécialise dans la conception, le développement et la fabrication de batteries lithium-ion adaptées à diverses applications, allant des équipements professionnels aux appareils grand public. Ses produits comprennent trois catégories principales : des batteries standards, modulaires et sur mesure. Ces solutions couvrent des besoins variés, allant des systèmes légers aux assemblages massifs.

Les batteries GCK sont utilisées dans plusieurs secteurs :

- **Mobilité légère** : voitures, vélos et scooters.
- **Transports lourds** : bus, trains, camions et trams.
- **Stockage d'énergie stationnaire** : réseaux ou hors-réseaux.
- **Nautique** : équipements maritimes.
- **Ferroviaire** : solutions pour trains et trams.

- **Industrie** : automatisation et robotique.

## 1.2 Domaines d'expertise de GCK Battery

### 1.2.1 Embedded Software et Électronique

GCK Battery développe des logiciels intégrés permettant de contrôler différentes technologies embarquées dans les véhicules, notamment :

- **Vehicle Control Unit (VCU)** : Unité de contrôle des véhicules.
- **H2 Management Unit (HMU)** : Gestion des systèmes liés à l'hydrogène.



FIGURE 1.2 – Logiciels embarqués et électronique

### 1.2.2 Électronique de Puissance

L'entreprise conçoit des solutions avancées d'électronique de puissance, notamment :

- Conception de convertisseurs et d'onduleurs.
- Alimentation électrique DC/DC.

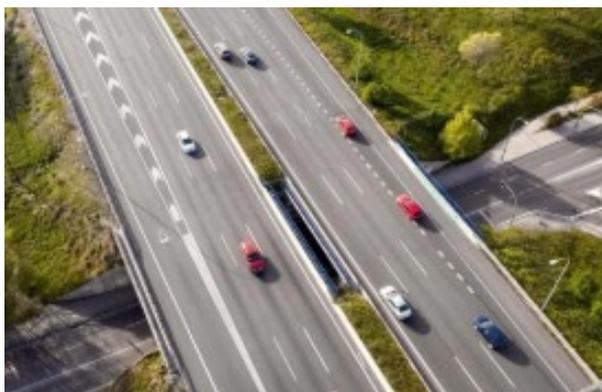


FIGURE 1.3 – Électronique de puissance

### 1.2.3 IoT (Internet of Things)

GCK Battery propose des solutions IoT innovantes :

- Cartes télématiques.
- NB-IoT à faible coût pour la surveillance à distance des véhicules, batteries et machines.



FIGURE 1.4 – IoT

### 1.2.4 Batteries

Les batteries développées par GCK couvrent une large gamme de tensions et répondent aux certifications internationales :

- Gamme de batteries de 48 V à 1000 V.
- Certifications **R100** et **UN38.3**.
- Conception standard, modulaire et personnalisée.

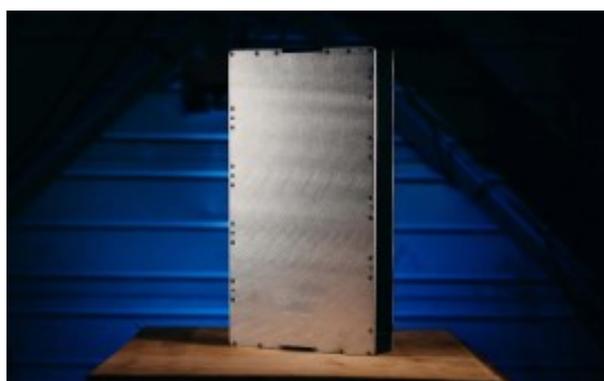


FIGURE 1.5 – Batterie

## 2 Accompagnement de GCK :

Catégorie	Description
<b>Bureau d'études intégré</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Développement de solutions technologiques propriétaires.</li> <li>- Maîtrise des délais, qualité et sécurité.</li> <li>- Proposition de solutions compétitives et performantes adaptées aux besoins des clients.</li> </ul>
<b>Systèmes de gestion électronique (BMS)</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Conception des schémas électroniques et routage.</li> <li>- Développement de logiciels et algorithmes pour la chimie des éléments.</li> <li>- Prototypage, test et validation des systèmes.</li> </ul>
<b>Telematic Control Unit (TCU)</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Monitoring à distance des batteries avec connectivité LTE, NB-IoT, 4G.</li> <li>- Localisation GPS/GNSS.</li> <li>- Faible consommation énergétique en veille pour une surveillance permanente.</li> <li>- Portail web paramétrable pour le contrôle et suivi (détection de chocs, variations de température, etc.).</li> </ul>

TABLE 1.1 – Accompagnements de GCK Battery

Étude des techniques de calcul du SoC des batteries lithium-ion dans le cadre du projet.

## 2 Contexte et État de l'Art

### 2.1 Contexte du projet

Les systèmes de gestion des batteries (BMS) sont essentiels pour superviser et optimiser l'utilisation des batteries dans des applications comme les véhicules électriques, le stockage d'énergie et les appareils électroniques. Ils assurent des fonctions clés telles que la gestion de la charge et de la décharge, la surveillance des paramètres critiques (température, tension) et la protection contre les conditions extrêmes, garantissant ainsi la sécurité et la longévité des batteries.[5][3]

L'estimation de l'état de charge (SoC) est au cœur des fonctionnalités du BMS. Le SoC représente le pourcentage de la capacité restante d'une batterie par rapport à sa capacité maximale, fournissant ainsi une indication essentielle pour évaluer son autonomie. Une estimation précise du SoC permet d'éviter les surcharges et les décharges profondes, qui peuvent endommager irréversiblement les batteries. Cependant, les erreurs cumulatives dans les calculs, dues aux incertitudes des capteurs ou aux modèles imprécis, posent des défis majeurs. Par conséquent, le développement de méthodes robustes et fiables pour l'estimation du SoC est essentiel pour corriger ces erreurs et garantir des performances optimales dans des conditions réelles d'utilisation.[6]



FIGURE 2.1 – SOC

## 2.2 Problématique

Actuellement, le client, GCK Battery, utilise des méthodes classiques telles que le comptage de Coulomb et la méthode de la tension en circuit ouvert (OCV) pour estimer l'état de charge (SoC) des batteries lithium-ion. Bien que ces techniques soient largement utilisées, elles présentent des limitations importantes. Le comptage de Coulomb est sujet à des erreurs accumulatives dues à l'imprécision des mesures initiales et ne compense pas les pertes causées par l'auto-décharge. La méthode OCV, quant à elle, nécessite une longue période de relaxation pour atteindre un équilibre, ce qui la rend inadaptée aux applications en temps réel, notamment dans les véhicules électriques.

Cependant, estimer le SOC avec précision est un défi majeur en raison des facteurs suivants :

- **Non-linéarité des systèmes** : Le comportement des batteries, comme la relation entre la tension et le SOC, est hautement non linéaire.
- **Bruit des mesures** : Les capteurs de tension et de courant introduisent du bruit et des imprécisions dans les mesures, rendant difficile une estimation fiable.
- **Facteurs dynamiques** : Les variations de température, les charges ou décharges rapides, et le vieillissement de la batterie influencent les paramètres électriques et chimiques, compliquant encore davantage l'estimation.

## 2.3 Objectifs du projet

L'objectif de ce projet est de rechercher, développer, valider et tester de nouvelles méthodes alternatives pour l'estimation de l'état de charge (SoC) des batteries lithium-ion. Ces approches visent à surmonter les limitations des méthodes classiques, telles que les erreurs accumulatives et l'inadaptation aux applications en temps réel, tout en offrant des estimations plus précises pour améliorer la gestion, les performances et la durabilité des batteries, et éviter leur détérioration due aux surcharges et décharges profondes.

## 2.4 État de l'art des méthodes d'estimation du SOC

### 2.4.1 Méthodes classiques

#### 2.4.1.1 Comptage de Coulomb

La méthode Coulomb Counting, également appelée méthode d'intégration du courant, évalue l'état de charge (SoC) en mesurant le courant entrant et sortant de la batterie. Elle repose sur la détermination préalable de la capacité totale de la batterie.

Cette approche est simple à mettre en œuvre, nécessitant seulement un matériel de mesure classique, et permet de fournir des estimations en temps réel du SoC pendant l'utilisation de la batterie.

Cependant, cette méthode présente certaines limitations. Avec le temps, elle peut subir des dérives, réduisant la fiabilité des estimations, en particulier si la batterie est laissée déchargée ou surchargée. De plus, la méthode ne prend pas en compte les variations de

la capacité réelle de la batterie dues à des facteurs tels que l'âge ou la température, ce qui peut également affecter la précision des résultats.[5][4][3]

#### 2.4.1.2 OCV (Open Circuit Voltage)

La méthode OCV (Open Circuit Voltage) permet d'évaluer la tension d'une batterie lorsqu'elle est déconnectée de toute charge, c'est-à-dire en circuit ouvert. Elle repose sur une courbe OCV, qui illustre la relation entre la tension mesurée et l'état de charge (SoC), une caractéristique propre à chaque type de batterie.

Cette méthode présente l'avantage d'être précise lorsque la batterie est en repos, permettant une estimation fiable du SoC sans interruption directe du cycle de charge ou de décharge. De plus, elle est non intrusive puisqu'elle ne nécessite aucune intervention sur le fonctionnement en cours de la batterie.

Cependant, cette méthode comporte des limitations. Elle exige un temps de relaxation significatif après la déconnexion pour que la batterie atteigne un état d'équilibre, ce qui peut être long et peu pratique dans certaines applications. Par ailleurs, la courbe OCV est sensible à divers facteurs, tels que l'âge de la batterie, la température et les conditions d'utilisation. Si ces paramètres ne sont pas pris en compte, la fiabilité des estimations peut en être affectée.[5][4][3]

### 2.4.2 Méthodes alternatives

#### 2.4.2.1 Filtre de Kalman étendu (EKF)

Le filtre de Kalman étendu (Extended Kalman Filter, EKF) est une méthode capable de prendre en compte les dynamiques non linéaires des systèmes, comme celles des batteries lithium-ion. L'EKF linéarise localement le modèle à chaque étape en utilisant les jacobiniennes, ce qui le rend particulièrement adapté à la modélisation du SoC (State of Charge) des batteries, où la relation entre la tension, le courant et le SoC est fortement non linéaire.

Dans le cadre d'un projet de calcul du SoC, l'EKF permet non seulement de prédire avec précision l'état de charge de la batterie, mais également de corriger les erreurs liées aux mesures et aux modèles, offrant ainsi une estimation robuste malgré les incertitudes du système. Sa capacité à suivre le SoC en temps réel, même dans des environnements où les mesures sont bruitées ou incomplètes, en fait un outil essentiel pour garantir des performances optimales des batteries et maximiser leur durée de vie. Voir la section 4.4 qui détaille cette méthode.[5]

#### 2.4.2.2 Filtre de Kalman unscented (UKF)

Le filtre de Kalman Unscented (UKF) a été conçu pour offrir une meilleure performance dans des systèmes présentant des dynamiques non linéaires, tels que les batteries lithium-ion. La transformation Unscented constitue une avancée clé, permettant d'estimer avec précision l'évolution d'un système non linéaire sans recourir à une linéarisation des équations à chaque étape. L'UKF utilise un ensemble de points sigma pour capturer

de manière plus précise la moyenne et la covariance de l'état, ce qui le rend particulièrement adapté à la gestion de systèmes complexes. Voir la section 4.5 qui détaille cette méthode.[5]

### 2.4.2.3 Comptage de Coulomb modifié

Pour améliorer la méthode traditionnelle de comptage de Coulomb, une nouvelle technique appelée méthode de comptage de Coulomb modifiée a été proposée. Cette méthode utilise un courant corrigé pour améliorer la précision de l'estimation de l'état de charge (SoC). Voir la section 4.7 qui détaille cette méthode.

Le courant corrigé est défini comme une fonction du courant de décharge. Une relation quadratique existe entre le courant corrigé et le courant de décharge de la batterie. Dans cette méthode, le SoC est calculé en utilisant ce courant corrigé, ce qui permet de mieux prendre en compte les dynamiques réelles de la batterie et d'obtenir des estimations plus précises.[3]

## 3 Cahier des Charges et planification

### 3.1 Cahier des charges

Pour répondre aux besoins des clients, un cahier des charges a été soigneusement élaboré, définissant les exigences et les critères spécifiques nécessaires à la réalisation du projet. Il inclut une synthèse des méthodes existantes pour l'estimation du SoC des batteries lithium-ion, le choix de trois méthodes à implémenter et valider sous MATLAB, ainsi que le développement d'un modèle 2RC pour simuler le comportement des batteries.

Fonctions	Tâche	Détails	Critères de Réalisation
<b>FC1</b>	Synthèse des méthodes	Identification et analyse de 3 méthodes de modélisation	<ul style="list-style-type: none"> <li>— Description du principe de fonctionnement</li> <li>— Identification des avantages et les inconvénients</li> </ul>
1.1	Description du principe de fonctionnement	Principe de fonctionnement des méthodes sélectionnées	Documentation claire
1.2	Identification des avantages/inconvénients	Analyse des avantages et inconvénients pour chaque méthode	Synthèse pour chaque méthode
<b>FC2</b>	Simulation d'une méthode simple	Simulation d'une méthode existante chez GCK (OCV, coulomb)	Documentation des résultats obtenus
<b>FC3</b>	Simulation des méthodes avec Matlab	Simuler les 3 méthodes sélectionnées avec Matlab	<ul style="list-style-type: none"> <li>— Les méthodes doivent être paramétrables</li> <li>— Marge d'erreur de 5%</li> </ul>
3.1	Paramétrable	Les méthodes doivent permettre un ajustement des paramètres	Capacité à tester plusieurs configurations
3.2	Précision	Respecter une marge d'erreur de 5%	Mesure des écarts de précision
<b>FC4</b>	Comparaison des résultats	Comparer les résultats des méthodes testées avec celles de GCK	Analyse comparative des performances
<b>FC5</b>	Modèle 2RC	Trouver et établir le modèle 2RC de la cellule	Modélisation correcte et validée
<b>FC6</b>	Comparaison des modèles	Comparer le modèle 2RC avec le modèle de GCK	Identification des différences et points d'amélioration

TABLE 3.1 – Cahier des charges

## 3.2 WBS

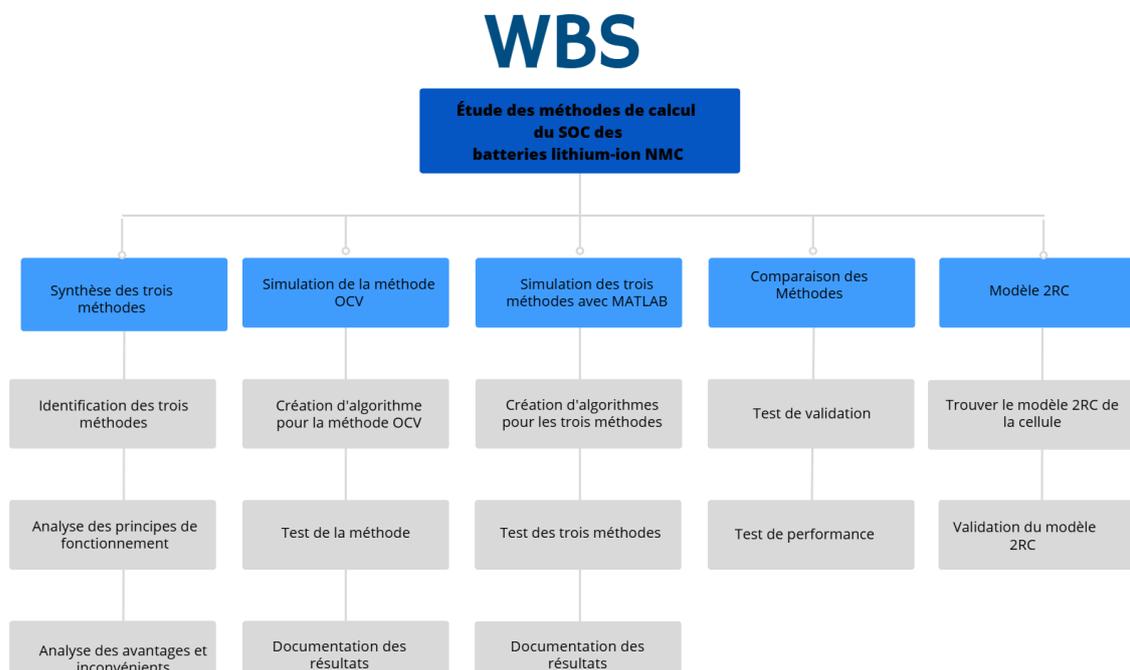


FIGURE 3.1 – WBS

Le WBS (Work Breakdown Structure) a été établi dès le début du projet pour structurer efficacement les travaux. Il est divisé en cinq sections principales : la synthèse des trois méthodes, la simulation de la méthode OCV, la simulation des trois méthodes sous MATLAB, la comparaison des méthodes et le développement du modèle 2RC.

Chaque section comprend des sous-tâches spécifiques, telles que l'identification et l'analyse des méthodes, la création et le test d'algorithmes, ainsi que la documentation des résultats. Cette structuration initiale garantit une progression méthodique et alignée avec les objectifs du projet, tout en facilitant le suivi et l'exécution des tâches.

### 3.3 Gantt

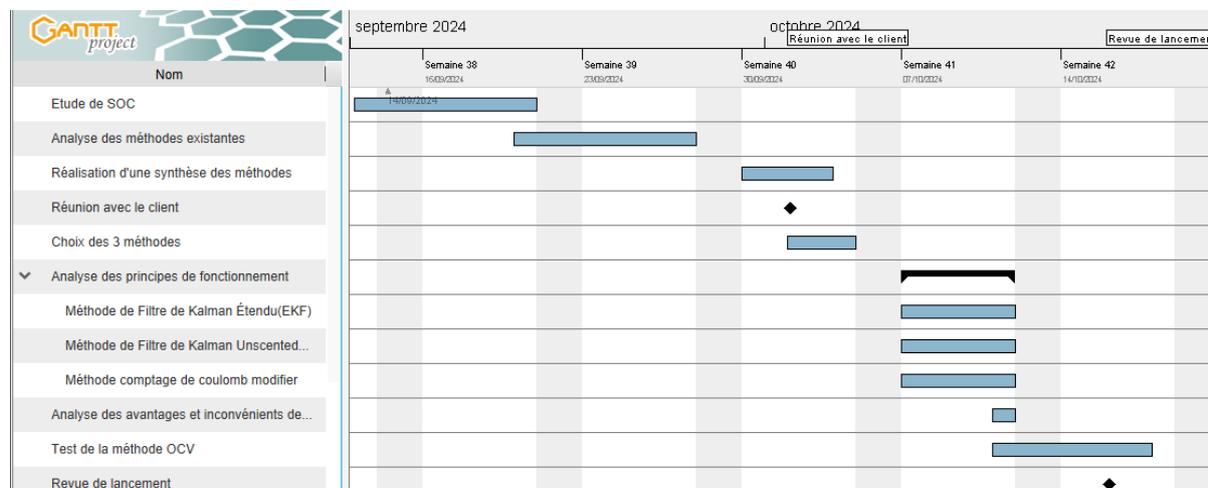


FIGURE 3.2 – gantt

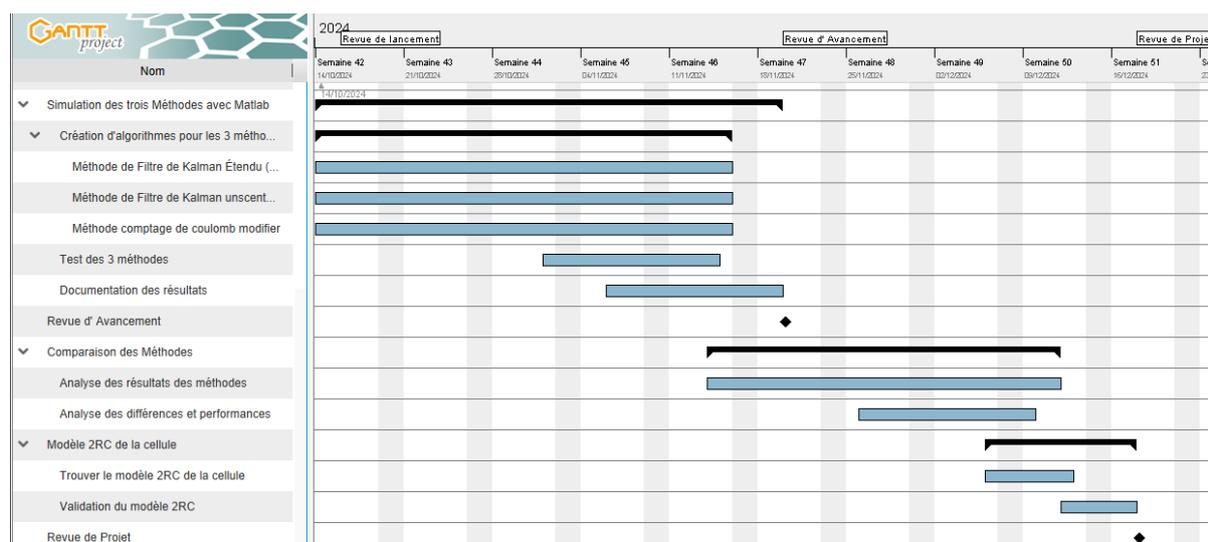


FIGURE 3.3 – gantt

Afin de concrétiser le projet, une planification initiale a été élaborée à l'aide d'un diagramme de Gantt, définissant les diverses tâches et leur répartition dans le temps. Cependant, un retard initial a été observé par rapport à ce qui était planifié, en raison de la complexité des méthodes UKF (Filtre de Kalman Unscented) et EKF (Filtre de Kalman Étendu). Ce retard a pu être compensé grâce à la simplicité relative de la troisième méthode, le comptage de Coulombs modifié, ainsi qu'au développement du modèle de batterie, qui se sont avérés plus rapides à mettre en œuvre. Cette gestion efficace des ressources a permis de terminer le projet dans les délais prévus, tout en conciliant rigueur scientifique et contraintes temporelles.

## 4 Méthodes d'estimation de l'état de charge (SoC)

Les méthodes choisies pour l'estimation de l'état de charge (SoC), à savoir le Filtre de Kalman Étendu (EKF), le Filtre de Kalman Unscented (UKF) et le comptage de Coulombs modifié, nécessitent un modèle précis de la batterie pour leur implémentation. Ce modèle permet de représenter les comportements électriques et dynamiques de la batterie, indispensables pour le développement des algorithmes d'estimation. Dans un premier temps, un modèle sera sélectionné pour capturer ces dynamiques. Par la suite, les méthodes d'estimation seront implémentées et testées afin d'évaluer leur précision et leur fiabilité. Cette démarche garantit une approche méthodique et structurée pour atteindre les objectifs fixés.

### 4.1 Modèle de la batterie

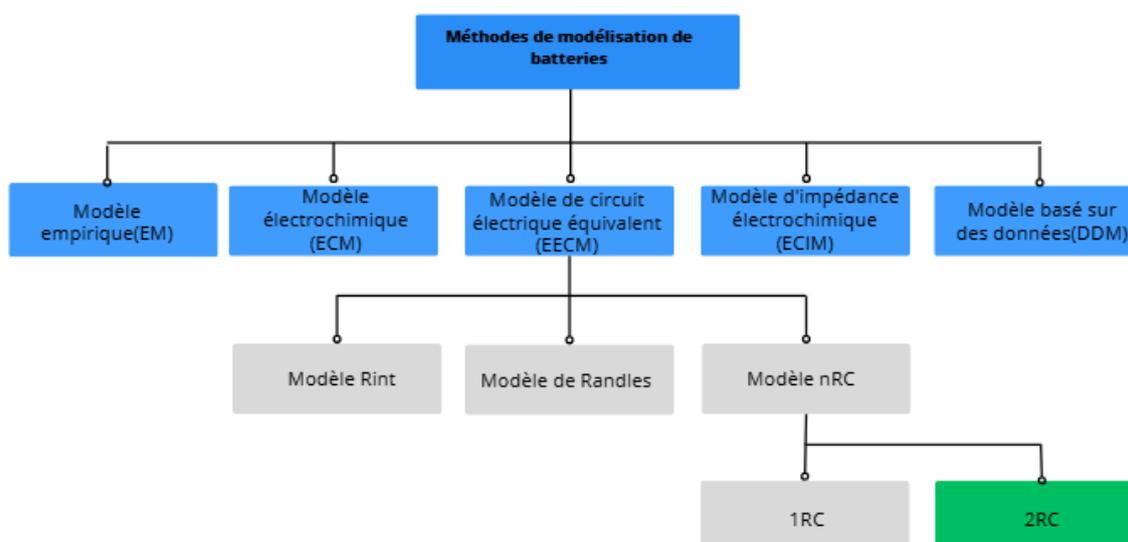


FIGURE 4.1 – Modèles de la batterie

Le développement d'un modèle de batterie constitue une étape cruciale pour l'estimation en ligne du **State of Charge (SOC)** basée sur des modèles. Ce modèle vise à reproduire le comportement dynamique de la batterie dans un environnement de simulation.[6]

Les modèles de batterie se classent en cinq grandes catégories :

1. **Modèle empirique (EM)**
2. **Modèle de circuit équivalent (ECM)**

3. **Modèle de circuit équivalent étendu (EECM)**
4. **Modèle d'impédance électrochimique (ECIM)**
5. **Modèle basé sur des données (DDM)**

#### 4.1.1 Modèles de Circuit Équivalent Étendu (EECM)

Le modèle de circuit équivalent étendu (EECM) est le plus adapté pour l'estimation en ligne du SOC grâce à sa simplicité et ses faibles exigences de calcul. L'EECM utilise des composants tels que des résistances, des condensateurs et une source de tension pour modéliser le comportement dynamique de la batterie. Il comprend plusieurs sous-catégories permettant de représenter le comportement dynamique de la batterie grâce à des composants électriques simples : résistances, condensateurs et source de tension :

- **Modèle Rint**
- **Modèle de Randles**
- **Modèle nRC** : Ce modèle généralise le modèle de Randles en intégrant :
  - Une **résistance interne (R)**,
  - **$n$  branches RC parallèles** pour modéliser les différentes constantes de temps associées au transfert de charge, à la diffusion et aux dynamiques transitoires,
  - Une source de tension  $U_{oc}$ .
- **Modèle 1RC (modèle de Thévenin)** : Il utilise une seule branche RC pour représenter la **réponse transitoire** pendant la charge et la décharge.
- **Modèle 2RC** : Très utilisé pour l'estimation en ligne du SOC, ce modèle comprend deux branches RC pour décrire les réponses transitoires :
  - **rapide** : causée par le transfert de charge,
  - **lente** : causée par la diffusion.

#### 4.1.2 Modèle 2RC

Pour modéliser le comportement de la batterie, un modèle électrique équivalent à deux branches RC (modèle 2RC) est utilisé. Ce modèle est largement employé pour capturer les dynamiques transitoires et stationnaires des batteries tout en restant relativement simple à implémenter. La batterie est représentée par le modèle 2RC comme un circuit électrique composé des éléments suivants :

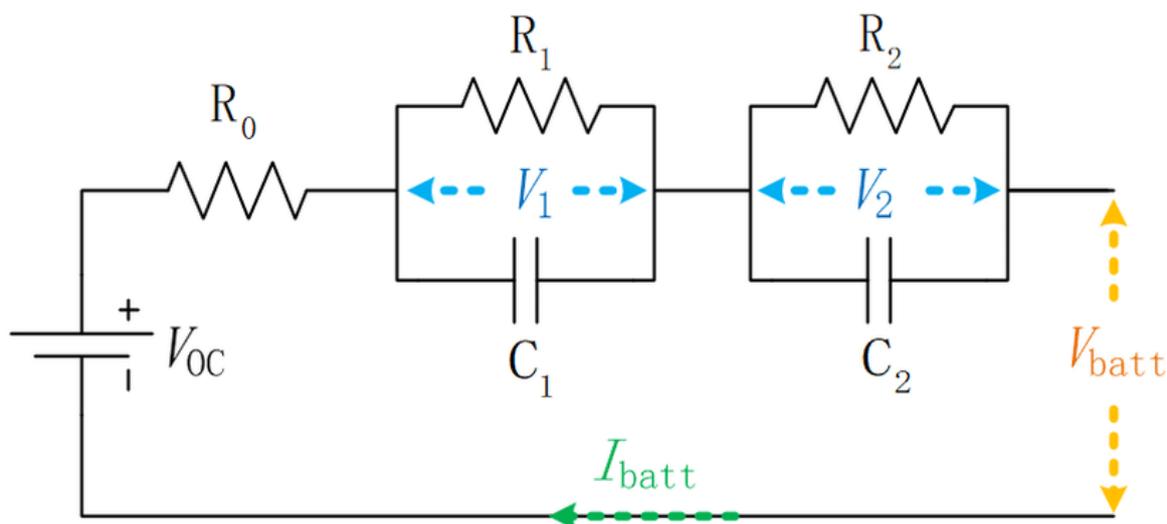


FIGURE 4.2 – Modèle 2RC

1. **Une source de tension ( $V_{OC}$ ) :**
  - Représente la tension à circuit ouvert (Open Circuit Voltage), qui dépend de l'état de charge (SOC).
  - $V_{OC}$  est une fonction non linéaire du SOC.
2. **Une résistance interne ( $R_0$ ) :**
  - Modélise les pertes ohmiques dans la batterie dues au passage du courant.
3. **Deux réseaux RC ( $R_1, C_1$  et  $R_2, C_2$ ) :**
  - Capturent les effets dynamiques de polarisation et de diffusion dans la batterie.
  - Ces réseaux introduisent des transitoires dans la réponse en tension lors de changements rapides de courant.
4. **Courant ( $I$ ) :**
  - Courant mesuré (positif pour la décharge, négatif pour la charge).

Les équations différentielles du modèle 2RC sont formulées comme suit :

1. Dynamique des tensions des circuits RC

$$\frac{dV_1}{dt} = -\frac{1}{R_1 C_1} V_1 + \frac{I}{C_1}$$

$$\frac{dV_2}{dt} = -\frac{1}{R_2 C_2} V_2 + \frac{I}{C_2}$$

où  $V_1$  et  $V_2$  représentent les tensions sur les condensateurs  $C_1$  et  $C_2$ , respectivement.

2. Tension de la batterie ( $V$ )

$$V = V_{OC} - R_0 I - V_1 - V_2$$

## 4.2 Données et paramètres d'entrée

Les méthodes choisies pour l'estimation de l'état de charge (SoC) nécessitent l'utilisation des données et paramètres suivants en tant qu'entrées pour assurer une modélisation et une estimation précises.

- **Tableau OCV-SOC** : Le modèle utilise un tableau de correspondance OCV-SOC, qui relie la tension en circuit ouvert (OCV) à l'état de charge (SOC) de la batterie.

Numéro de série	
JMCA21B860207	
Tensions (V)	SOC (%)
4,1257	100%
4,0824	90%
4,051	80%
3,9416	70%
3,854	60%
3,7473	50%
3,6586	40%
3,5866	30%
3,4666	20%
3,2943	10%
2,7668	0%

FIGURE 4.3 – Tableau OCV-SOC

- **Modèle électrique 2RC** : Les paramètres dynamiques de la batterie sont décrits à l'aide d'un modèle électrique 2RC comportant des résistances ( $R_0, R_1, R_2$ ) et des capacités ( $C_1, C_2$ ).
- **Capacité nominale de la batterie ( $C_b$ )** : La capacité nominale est utilisée pour convertir le courant mesuré en un état de charge à partir de la loi du comptage de Coulomb.
- **Courant (charge/décharge)** : Les valeurs de courant mesurées lors des phases de charge et de décharge de la batterie sont utilisées comme données d'entrée pour

estimer l'évolution du SOC.

- **Tension mesurée** : La tension mesurée au niveau des bornes de la batterie est utilisée pour valider les modèles et ajuster les paramètres estimés lors de l'analyse.

## 4.3 Description générale du filtre de Kalman

### 4.3.1 Schéma général du filtre de Kalman

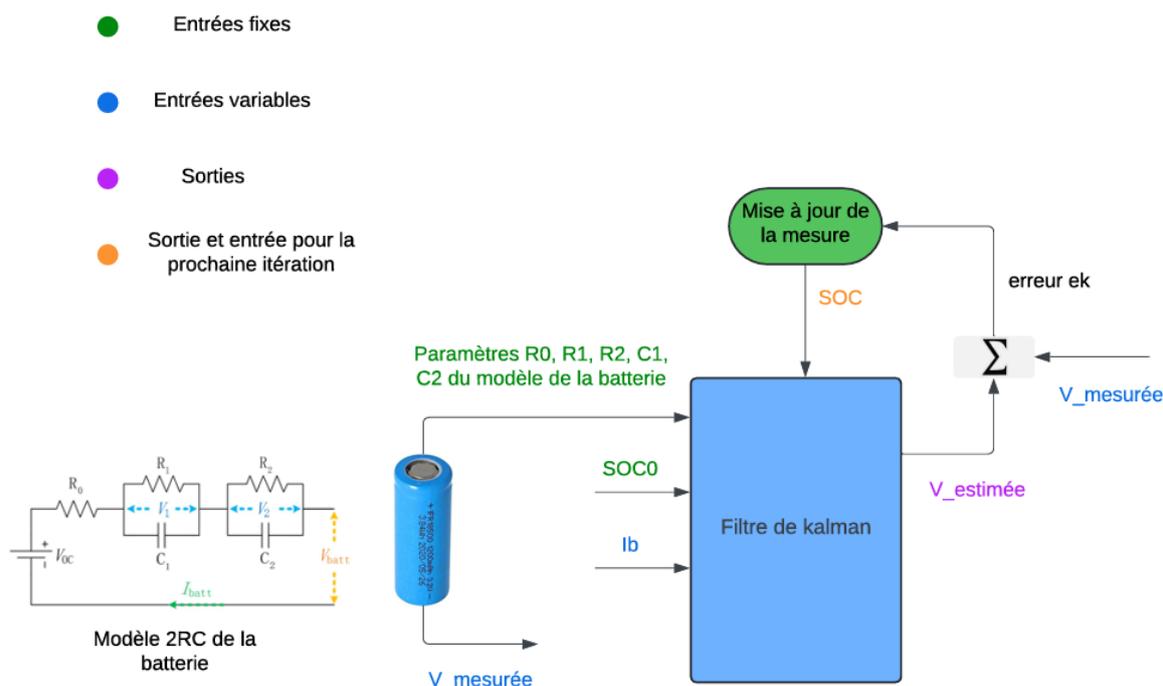


FIGURE 4.4 – Schéma général du filtre de Kalman

L'estimation de l'état de charge (SOC) d'une batterie à l'aide d'un filtre de Kalman repose sur un processus itératif qui combine un modèle de la batterie avec des mesures réelles pour obtenir une estimation précise et robuste.[5]

Tout d'abord, la batterie est modélisée à l'aide d'un circuit équivalent composé de résistances ( $R_0$ ,  $R_1$ ,  $R_2$ ) et de capacités ( $C_1$ ,  $C_2$ ) représentant son comportement électrique. Les entrées du filtre de Kalman incluent la tension mesurée ( $V_{\text{mesurée}}$ ), le courant ( $I_b$ ), et des paramètres initiaux tels que l'état de charge estimé au départ ( $SOC_0$ ) et les constantes du modèle électrique.

Le processus se divise en deux étapes principales :

1. **Prédiction** : Dans un premier temps, le filtre prédit l'évolution du  $SOC$  en fonction des équations du modèle dynamique et du courant mesuré. Il estime également une tension calculée ( $V_{\text{estimée}}$ ) à partir du modèle.
2. **Correction** : Ensuite, l'erreur entre la tension mesurée et la tension estimée ( $e_k = V_{\text{mesurée}} - V_{\text{estimée}}$ ) est calculée. Cette erreur est utilisée pour corriger la

prédiction initiale du  $SOC$ , en pondérant l'impact de l'erreur grâce au gain de Kalman ( $K_k$ ), un paramètre clé qui minimise l'incertitude dans les mesures et le modèle. Après cette mise à jour, le filtre fournit une nouvelle estimation corrigée et fiable du  $SOC$ .

L'estimation du  $SOC$  corrigée devient ensuite l'entrée pour la prochaine estimation, ce qui permet d'assurer une continuité dans le calcul du  $SOC$  au fil du temps. Ce processus est répété en boucle à chaque instant où de nouvelles mesures sont disponibles, permettant un suivi précis et en temps réel de l'état de charge de la batterie, tout en tenant compte des incertitudes et des variations dans les conditions réelles.[6][4]

### 4.3.2 Vecteur et équation d'état

Le système est modélisé par un vecteur d'état  $\mathbf{x}_k$ , qui regroupe les variables clés décrivant la dynamique de la batterie :

$$\mathbf{x}_k = \begin{bmatrix} \text{SoC}_k \\ V_{RC1_k} \\ V_{RC2_k} \end{bmatrix}$$

Où :

- $\text{SoC}_k$  : État de charge de la batterie à l'instant  $k$ .
- $V_{RC1_k}$  : Tension transitoire associée au premier circuit RC.
- $V_{RC2_k}$  : Tension transitoire associée au second circuit RC.

Le filtre de Kalman utilise deux équations principales :

1. Une équation d'état pour modéliser l'évolution des variables internes ( $x$ ).
2. Une équation de mesure pour relier ces variables aux grandeurs mesurées ( $z$ ).

#### Fonction de Transition d'État

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

Où :

- $f(x_k, u_k)$  est une fonction non linéaire décrivant la dynamique interne de la batterie.
- $u_k = I_k$  est l'entrée du système (courant appliqué à l'instant  $k$ ).
- $w_k$  est le bruit de processus (incertitudes du modèle).

La fonction  $f(x_k, u_k)$  est définie comme suit :

$$f(x_k, u_k) = \begin{bmatrix} \text{SoC}_k + \frac{I_k \Delta t}{C_b} \\ e^{-\frac{\Delta t}{R_1 C_1}} V_{RC1_k} + R_1 \left(1 - e^{-\frac{\Delta t}{R_1 C_1}}\right) I_k \\ e^{-\frac{\Delta t}{R_2 C_2}} V_{RC2_k} + R_2 \left(1 - e^{-\frac{\Delta t}{R_2 C_2}}\right) I_k \end{bmatrix}$$

#### Fonction d'Observation

$$z_k = h(x_k, u_k) + v_k$$

Où :

- $h(x_k, u_k)$  est une fonction non linéaire reliant les états aux mesures.
- $z_k$  est la tension observée aux bornes de la batterie.
- $v_k$  est le bruit de mesure (incertitudes des capteurs).

La fonction  $h(x_k, u_k)$  est définie comme suit :

$$h(x_k, u_k) = V_{OC}(SoC_k) - V_{RC1_k} - V_{RC2_k} - R_0 I_k$$

Où  $OCV(SoC_k)$  est la tension à circuit ouvert, interpolée à partir d'une courbe SoC-OCV mesurée expérimentalement.

### 4.3.3 Les matrices de covariance P, Q, R

L'initialisation des matrices  $P$ ,  $Q$ , et  $R$  dans un filtre de Kalman doit être adaptée à la dynamique des batteries et à la précision des capteurs utilisés pour mesurer des variables comme la tension, le courant, et éventuellement la température.

#### Matrice de covariance d'erreur initiale $P_0$

La matrice  $P_0$  représente l'incertitude initiale sur l'état de charge. Si vous avez une estimation initiale du SoC avec une précision modérée, vous pouvez initialiser  $P_0$  avec une variance relativement faible. Par contre, si l'estimation initiale est incertaine, vous augmenterez cette variance.

#### Matrice de covariance du bruit de processus $Q$

Cette matrice modélise les incertitudes liées au modèle de la dynamique du SoC. Elle prend en compte les erreurs dues à la modélisation de la décharge de la batterie, qui dépend du courant de décharge, de la température, et d'autres facteurs externes.

#### Matrice de covariance du bruit de mesure $R$

Cette matrice modélise le bruit des capteurs mesurant la tension et/ou le courant de la batterie, ce qui est essentiel pour estimer correctement le SoC. Les capteurs de tension peuvent avoir une certaine précision, et cela doit être pris en compte dans l'initialisation de  $R$ .

## 4.4 Filtre de Kalman Étendu (EKF)

### 4.4.1 Principe de fonctionnement

Le filtre de Kalman étendu (Extended Kalman Filter, EKF) s'est imposé comme une méthode à la fois populaire et efficace dans de nombreuses applications. Contrairement au filtre de Kalman classique, l'EKF est conçu pour gérer les dynamiques non linéaires des systèmes, ce qui le rend particulièrement adapté à des applications complexes telles que l'estimation de l'état de charge (SoC) des batteries lithium-ion. Grâce à une linéarisation locale du modèle réalisée à chaque étape par le calcul des jacobiniennes, l'EKF peut appréhender la relation hautement non linéaire entre la tension et le SoC.[5][4]

## 4.4.2 Avantages et inconvénient de filtre de Kelman étendu

### Avantages

1. Gestion des systèmes non linéaires : Grâce à la linéarisation via la jacobienne, il est possible d'obtenir une évaluation du SOC.
2. Prédiction et mise à jour en temps réel : L'EKF permet une évaluation continue du SoC à partir de mesures bruitées.
3. Robustesse face aux incertitudes : L'EKF corrige efficacement les erreurs provenant des modèles approximatifs ou des mesures bruitées.
4. Utilisation généralisée : L'EKF est adapté à un large éventail d'applications grâce à sa capacité à gérer des systèmes non linéaires et bruités.

### Inconvénients

1. Complexité calculatoire : L'évaluation des jacobienes à chaque étape de prédiction et de correction augmente la charge de calcul. Cela peut poser des problèmes si notre système dispose de ressources de calcul limitées.
2. Linéarisation locale imparfaite : La linéarisation locale de l'EKF, basée sur des matrices jacobienes d'ordre 1, est une approximation qui peut être limitée dans les systèmes fortement non linéaires.
3. Sensibilité aux modèles : La précision de l'EKF dépend de la qualité des modèles utilisés pour décrire la batterie. Si ces modèles sont mal calibrés ou trop simplifiés, l'estimation du SoC sera moins précise.
4. Convergence non garantie : En cas d'estimation initiale incorrecte du SoC, l'EKF peut accumuler des erreurs significatives, ce qui réduit la précision et la robustesse de l'estimation au fil du temps.

## Étape de Prédiction

### 1. Prédiction de l'état

L'état futur  $x_{k+1|k}$  est estimé à partir du modèle dynamique de la batterie. Ce modèle prend en compte le courant appliqué ( $I_b$ ) et les caractéristiques électriques de la batterie.

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

- $x_k = [SoC, V_{RC1}, V_{RC2}]$  : état actuel.
  - $u_k = I_b$  : courant appliqué.
  - $f(x_k, u_k)$  : modèle dynamique basé sur un circuit équivalent (2RC).
- Le modèle dynamique est utilisé pour estimer l'état futur.

## 2. Prédiction de la covariance

La covariance prédite ( $P_{k+1|k}$ ) représente l'incertitude associée à l'état prédit. Elle intègre les incertitudes du modèle et du bruit de processus.

$$P_{k+1|k} = F_k P_k F_k^T + Q$$

- $F_k$  : matrice Jacobienne du modèle dynamique.
- $Q$  : matrice de covariance du bruit de processus.

**Matrice Jacobienne de  $f$  ( $F_k$ )** La Jacobienne de  $f(x, u)$  par rapport à  $x$  est donnée par :

$$F_k = \frac{\partial f(x, u)}{\partial x}$$

$$F_k = \frac{\partial f}{\partial x} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & e^{-\frac{\Delta t}{R_1 C_1}} & 0 \\ 0 & 0 & e^{-\frac{\Delta t}{R_2 C_2}} \end{bmatrix}$$

Ces deux étapes permettent de prédire l'état futur et son incertitude à partir des données actuelles et du modèle.

## Étape de Mise à Jour

### 1. Calcul de l'innovation

L'innovation ( $y_k$ ) correspond à l'écart entre la mesure réelle ( $V_{mes}$ ) et la mesure prédite ( $z_k$ ).

$$y_k = V_{mes} - z_k$$

- $V_{mes} = V_{mesurée}$  : mesure réelle de tension.
- $z_k = h(x_{k+1|k})$  : mesure prédite, obtenue à partir du modèle.

### 2. Covariance de l'innovation

La covariance de l'innovation ( $S_k$ ) évalue l'incertitude associée à l'innovation. Elle combine la covariance de l'état prédit avec le bruit de mesure.

$$S_k = H_k P_{k+1|k} H_k^T + R,$$

**Matrice Jacobienne de  $h$  ( $H_k$ )** La Jacobienne de  $h(x, u)$  par rapport à  $x$  est donnée par :

$$H_k = \frac{\partial h(x, u)}{\partial x}$$

$$H_k = \frac{\partial h}{\partial x} = \begin{bmatrix} \frac{\partial OCV}{\partial SOC} & -1 & -1 \end{bmatrix}.$$

- $H_k$  : matrice Jacobienne de la fonction de mesure  $h(x)$ .
- $R$  : covariance du bruit de mesure.

### 3. Calcul du gain de Kalman

Le gain de Kalman ( $K_k$ ) ajuste la contribution de l'innovation pour corriger l'état prédit. Un gain élevé signifie que la mesure est plus fiable, tandis qu'un gain faible accorde plus de poids à la prédiction.

$$K_k = P_{k+1|k} H_k^T S_k^{-1}$$

Le gain de Kalman ajuste la confiance entre la prédiction et les mesures.

### 4. Mise à jour de l'état

L'état mis à jour ( $x_{k+1}$ ) est obtenu en ajoutant l'innovation pondérée par le gain de Kalman à l'état prédit.

$$x_{k+1} = x_{k+1|k} + K_k y_k$$

### 5. Mise à jour de la covariance

La covariance corrigée ( $P_{k+1}$ ) reflète l'incertitude réduite après la mise à jour. Elle prend en compte le poids donné à l'innovation.

$$P_{k+1} = (I - K_k H_k) P_{k+1|k}$$

La covariance d'erreur  $P_{k|k}$  est mise à jour après la correction de l'état. Elle reflète l'incertitude de l'estimation après la prise en compte de la mesure. Généralement, l'incertitude diminue après cette mise à jour, car la mesure aide à améliorer l'estimation.

## 4.5 Le filtre de Kalman (UKF)

### 4.5.1 Principe de fonctionnement du filtre de Kalman Unscented (UKF)

L'Unscented Kalman Filter (UKF) est une méthode avancée de filtrage et d'estimation pour les systèmes non linéaires, conçue pour surmonter les limites des filtres Kalman traditionnels, comme le filtre Kalman étendu (EKF), qui repose sur une linéarisation des dynamiques non linéaires. Au lieu de cette approche, l'UKF utilise la transformation unscented (Unscented Transform, UT), une technique qui propage directement une distribution de probabilité à travers des fonctions non linéaires en générant un ensemble de sigma-points. Ces points représentatifs, extraits de la distribution initiale, capturent la moyenne, la variance et les corrélations croisées essentielles, permettant une approximation précise.[5][4]

### 4.5.2 Avantages et inconvénients du filtre de Kalman Unscented (UKF)

## Avantages

1. Précision accrue : Une précision d'ordre supérieur est obtenue dans l'estimation de la moyenne et de la covariance d'erreur du vecteur d'état, surpassant le filtre de Kalman étendu (EKF) et ses extensions.
2. Mise à jour récursive efficace : La covariance d'état est mise à jour et propagée de manière récursive en décomposant la matrice en racine carrée, permettant une reconstruction fiable à partir des points sigma propagés.
3. Flexibilité : Peut être appliqué à une grande variété de systèmes dynamiques, y compris ceux avec des distributions d'incertitudes non gaussiennes.
4. Réduction des erreurs d'approximation : La propagation des points sigma capture les moments du second ordre (variance et covariance) de manière plus précise que les approximations linéaires.

## Inconvénients

1. Complexité computationnelle élevée : L'opération la plus coûteuse est le calcul du nouvel ensemble de points sigma à chaque mise à jour temporelle, nécessitant une racine carrée matricielle.
2. Sensibilité au bruit : Non adapté pour les applications où les signaux comportent un bruit de mesure élevé.
3. Problème de dimensionnalité : La méthode peut devenir inefficace dans les systèmes à très haute dimension.
4. Sensibilité à une mauvaise initialisation : Des statistiques de bruit initiales mal définies peuvent gravement affecter les performances du filtre.

## Étapes de Fonctionnement de l'Algorithme UKF

L'algorithme de Filtrage Unscented de Kalman (UKF) fonctionne en deux phases principales : **la prédiction** et **la mise à jour**. Ces phases reposent sur la propagation des *sigma-points*, qui sont utilisés pour estimer l'état du système (par exemple, l'état de charge (SoC) de la batterie) et corriger ces estimations en fonction des nouvelles mesures, comme la tension de la batterie.

## Phase de Prédiction

### 1. Génération des Sigma-Points et leurs pondérations

À partir de l'état estimé  $\mathbf{x}$  et de la matrice de covariance associée  $\mathbf{P}$ , l'UKF génère un ensemble de *sigma-points*  $\chi_i$  qui représentent la distribution gaussienne de l'état. Ces points sont choisis de manière à capturer à la fois les statistiques d'ordre 1 (la moyenne) et d'ordre 2 (la covariance).

Les sigma-points sont générés selon la formule suivante :

$$\chi_0 = \mathbf{x}$$

$$\chi_i = \mathbf{x} \pm \sqrt{n + \lambda} \mathbf{P}, \quad i = 1, 2, \dots, 2n$$

$$W_0^{(m)} = \frac{\lambda}{n + \lambda}$$

$$W_0^{(c)} = \frac{\lambda}{n + \lambda} (1 - \alpha^2 + \beta)$$

$$W_i^{(m)} = W_i^{(c)} = \frac{1}{2(n + \lambda)}, \quad i = 1, \dots, 2n$$

$$\sum_{i=0}^{2n} W_i = 1$$

Où :

- $n$  est la dimension de l'état,
- $\alpha, \beta, \lambda$  sont des paramètres de réglage (souvent choisis en fonction de la dimension de l'état et d'autres critères d'optimisation).

## 2. Propagation des Sigma-Points à Travers le Modèle

Chaque sigma-point est propagé indépendamment à travers les équations non linéaires du modèle dynamique. Pour un sigma-point  $\chi_i$ , la propagation est donnée par :

$$\chi_i = f(\chi_i^{(k)})$$

## 3. Calcul des Moyennes et Covariances

Après la propagation des sigma-points, une nouvelle estimation de l'état et de la covariance est calculée en pondérant les sigma-points selon leurs poids.

- L'estimation de l'état  $\hat{x}$  est donnée par :

$$\hat{x} = \sum_{i=0}^{2n} w_i^{(m)} \chi_i$$

- La matrice de covariance  $\mathbf{P}$  est calculée par :

$$\mathbf{P} = \mathbf{Q} + \sum_{i=0}^{2n} w_i^{(c)} (\chi_i - \hat{x})(\chi_i - \hat{x})^T$$

Où  $w_i^{(m)}$  et  $w_i^{(c)}$  sont les poids associés à chaque sigma-point pour la moyenne et la covariance, respectivement.

## 4. Calcul des Sigma-Points des Observations et Erreur d'Innovation

Les sigma-points sont ensuite propagés à travers la fonction d'observation  $h(\cdot)$  pour obtenir les prédictions des mesures. L'erreur d'innovation, notée  $y_k$ , est calculée en comparant la mesure réelle à la prédiction des mesures :

$$\xi_i = h[k, \chi_i], \quad i = 0, \dots, 2n$$

$$z_k = \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(m)} \xi_i$$

$$y_k = V_{mes} - z_k$$

- $V_{mes} = V_{mesurée}$  : mesure réelle de tension.
- $z_k$  : mesure prédite, obtenue à partir du modèle.

## Phase de Mise à Jour

### 1. Calcul du Gain de Kalman (K)

Le Gain de Kalman  $K$  est calculé en utilisant la covariance croisée  $\mathbf{P}_{xz}$  entre les états et les mesures, ainsi que la covariance des mesures  $\mathbf{P}_z$ . Le calcul du Gain de Kalman se fait ainsi :

$$K = \mathbf{P}_{xz} \mathbf{P}_z^{-1}$$

Où :

- $\mathbf{P}_{xz}$  est la covariance croisée entre les états et les mesures,
- $\mathbf{P}_z$  est la covariance des mesures.

### 2. Mise à Jour du Vecteur d'État

Une fois le Gain de Kalman calculé, l'estimation de l'état est mise à jour en fonction de l'erreur d'innovation  $y$  :

$$\hat{x} = \hat{x} + K y_k$$

### 3. Mise à Jour de la Covariance

La matrice de covariance  $\mathbf{P}$  est également mise à jour pour refléter l'incertitude réduite après l'intégration de la mesure :

$$\mathbf{P} = \mathbf{P} - K \mathbf{P}_z K^T$$

## 4.6 Points de convergence et de divergence entre les filtres de Kalman UKF et EKF

Critères	Filtre de Kalman (EKF)	Filtre de Kalman (UKF)
<b>Objectif commun</b>	Estimation précise et en temps réel du SoC des batteries lithium-ion.	Idem. Utilise des modèles mathématiques et des données expérimentales.
<b>Principe de fonctionnement</b>	Approche en deux étapes : prédiction et correction, avec propagation d'incertitudes via des matrices de covariance.	Idem, mais utilise une méthode plus avancée pour la gestion des non-linéarités.
<b>Gestion de la non-linéarité</b>	Linéarisation par approximation de Taylor via les matrices Jacobiennes. Adapté pour des systèmes faiblement non linéaires.	Transformation Unscented avec des points sigma pour capturer les dynamiques non linéaires complexes.
<b>Précision dans l'estimation</b>	Bonne dans des environnements relativement stables. Sensible aux erreurs dues aux approximations de linéarisation.	Plus précise, particulièrement dans des conditions dynamiques ou complexes (ex. : grandes variations de courant/température).
<b>Complexité de calcul</b>	Faible : nécessite moins de calculs. Idéal pour des systèmes embarqués aux ressources limitées.	Élevée : demande plus de calculs (génération et propagation des points sigma). Convient à des systèmes avec plus de ressources.
<b>Robustesse face aux erreurs de modèle</b>	Sensible aux erreurs dans les modèles ou paramètres (ex. : erreurs sur $R_1, C_1$ ).	Moins dépendant des modèles précis. Tolère mieux les incertitudes grâce aux points sigma.
<b>Adaptabilité aux conditions changeantes</b>	Moins réactif aux variations rapides (nécessite des ajustements fréquents).	Très adapté aux variations dynamiques (ex. : changements rapides de courant ou de température).
<b>Utilisation CPU</b>	Faible. Convient aux systèmes embarqués à faible puissance de calcul.	Plus élevé : nécessite un processeur performant pour le temps réel.
<b>Implémentation</b>	Nécessite le calcul des dérivées partielles (Jacobiennes). Peut être complexe pour des systèmes avec des modèles sophistiqués.	Simplifie l'implémentation en éliminant le besoin de dérivées. Utile pour des modèles de batteries complexes.
<b>Adaptation au SoC des batteries NMC</b>	Adapté si le modèle est bien calibré et que les conditions sont relativement stables.	Idéal pour des batteries NMC où les non-linéarités et les dynamiques complexes dominent.

## 4.7 Comptage de Coulomb Modifié

### 4.7.1 Principe de fonctionnement

La méthode modifiée du comptage Coulomb consiste à intégrer le courant corrigé  $I_c(t)$  dans le calcul de l'état de charge (SOC), où le courant corrigé est défini par la relation quadratique suivante :

$$I_c(t) = k_2 I(t)^2 + k_1 I(t) + k_0$$

Où :

- $I(t)$  est le courant mesuré à l'instant  $t$ ,
- $k_2$ ,  $k_1$ , et  $k_0$  sont des constantes de correction, déterminées expérimentalement.

Ensuite, le SOC à l'instant  $t$  est calculé par l'intégration du courant corrigé  $I_c(t)$  sur un intervalle de temps  $\Delta t$ , selon la formule suivante :

$$SOC(t) = SOC(t - 1) + \frac{I_c(t)}{Q_n} \Delta t$$

Où :

- $SOC(t - 1)$  est l'état de charge à l'instant précédent,
- $Q_n$  est la capacité nominale de la batterie (en Ah),
- $\Delta t$  est l'intervalle de temps entre deux mesures successives de courant.

Cette méthode combine deux approches complémentaires pour estimer l'état de charge (SOC) d'une batterie : l'estimation basée sur la tension en circuit ouvert (OCV) et celle par comptage de Coulomb. L'objectif est d'améliorer la précision en corrigeant le courant mesuré à l'aide de l'erreur entre ces deux estimations.[3]

### 4.7.2 Avantages et Inconvénients de la méthode de comptage de Coulomb modifié

L'analyse des avantages et des inconvénients de la méthode de comptage de Coulomb modifiée permet de mieux comprendre ses apports et ses limites dans l'estimation de l'état de charge (SOC) des batteries. En intégrant des mécanismes de correction dynamique et en s'appuyant sur des données expérimentales, cette méthode offre des améliorations significatives par rapport à la version classique. Cependant, ces améliorations s'accompagnent de défis, notamment en termes de complexité et de dépendance aux conditions spécifiques de la batterie. Cette section explore ces différents aspects afin d'évaluer le potentiel de la méthode dans des applications pratiques.

#### Avantages

1. Amélioration de la précision : La méthode utilise un courant corrigé qui inclut une relation quadratique entre le courant de décharge et le courant corrigé, réduisant ainsi les erreurs systématiques et améliorant l'estimation de l'état de charge (SOC).

2. Utilisation de données expérimentales : Les coefficients constants ( $k_2, k_1, k_0$ ) sont ajustés à partir de données expérimentales, rendant la méthode mieux adaptée aux conditions réelles.
3. Correction dynamique du courant : La correction quadratique s'adapte aux variations réelles du courant, limitant les erreurs cumulées, problème majeur dans la méthode classique.
4. Robustesse accrue : La méthode est plus robuste face aux variations de courant et aux scénarios complexes (charges/décharges non linéaires).

## Inconvénients

1. Dépendance aux données expérimentales : Nécessite des données précises pour ajuster les coefficients constants, rendant la méthode moins universelle et demandant une calibration préalable.
2. Complexité accrue : L'introduction de relations quadratiques complique les calculs, nécessitant davantage de ressources de calcul ou une implémentation logicielle plus complexe.
3. Sensibilité aux erreurs de calibration : Une mauvaise estimation des coefficients constants peut entraîner des erreurs importantes dans l'estimation du SOC.
4. Limites face aux phénomènes non linéaires : Certains facteurs comme la température, le vieillissement ou d'autres effets non linéaires ne sont pas explicitement pris en compte.
5. Exigences computationnelles : Bien que réalisable en temps réel, la méthode demande une bonne estimation des paramètres et des capacités de calcul adaptées.

### 4.7.3 Conclusion

Cette méthode illustre une approche robuste et hybride, combinant des modèles électriques et des ajustements statistiques, pour améliorer la précision de l'estimation SOC des batteries dans des conditions de fonctionnement réelles.

## 4.8 Développement

### 4.8.1 Identification des Paramètres du Modèle 2RC

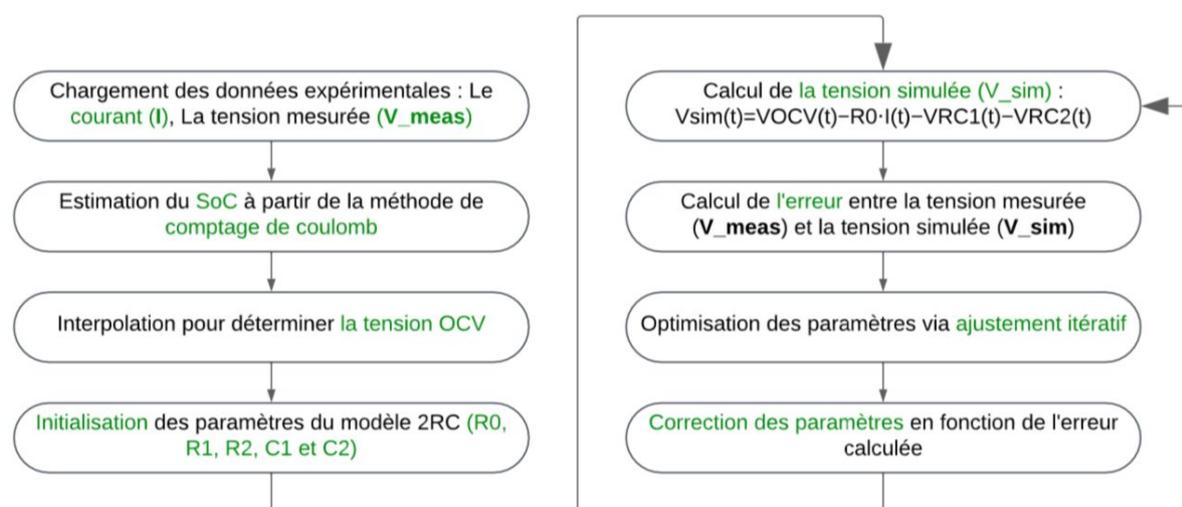


FIGURE 4.5 – Algorithme d’identification des paramètres du modèle de batterie

L’algorithme par itération pour le modèle **2RC** vise à identifier les paramètres optimaux de la batterie en minimisant l’erreur entre la **tension simulée** et la **tension mesurée**.

Tout d’abord, les **données de courant** et de **tension** sont chargées depuis un fichier Excel, et le **State of Charge (SOC)** est calculé par intégration du courant. Une interpolation est ensuite réalisée pour déterminer la **tension en circuit ouvert (V<sub>oc</sub>)** en fonction du SOC.

Les paramètres du modèle, à savoir  $R_0, R_1, C_1, R_2$  et  $C_2$ , sont initialisés avec des valeurs réalistes et des bornes limites pour encadrer leur évolution. Une boucle itérative est ensuite lancée pour ajuster ces paramètres. À chaque itération, la **tension simulée** est calculée à l’aide d’une mise à jour exponentielle des tensions dynamiques  $V_{RC1}$  et  $V_{RC2}$ . L’erreur entre la **tension mesurée** et la **tension simulée** est ensuite évaluée.

Afin de réduire cette erreur, une optimisation est réalisée avec la fonction `lsqcurvefit`, qui ajuste les paramètres. Une mise à jour supplémentaire est appliquée aux paramètres via un **taux d’apprentissage** pour garantir une meilleure convergence. Le processus se poursuit jusqu’à ce que la variation des paramètres ou la norme de l’erreur soit inférieure à un seuil de tolérance défini.

Une fois la convergence atteinte, les paramètres finaux sont utilisés pour calculer les **constantes de temps**  $\tau_1$  et  $\tau_2$ , qui caractérisent la dynamique de la batterie. Enfin, les

résultats sont visualisés en comparant graphiquement la **tension mesurée**, la **tension simulée** et l'**erreur résiduelle**, permettant ainsi de valider la précision du modèle ajusté.

Ces étapes constituent la base du processus d'identification des paramètres internes de la batterie à l'aide du modèle 2RC.[2]

#### 4.8.2 Principe et Implémentation du Filtre de Kalman Étendu (EKF)

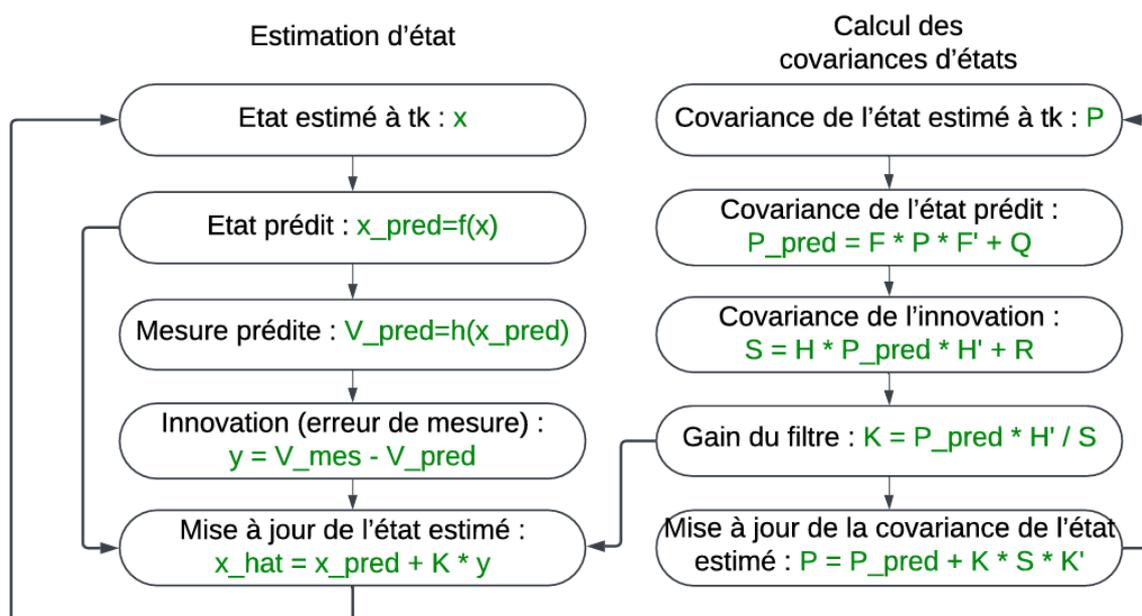


FIGURE 4.6 – Algorithme de l'EKF

Lors de l'étape de prédiction, l'algorithme commence par estimer l'état actuel du système en utilisant la fonction dynamique  $f$ , qui modélise l'évolution du système dans le temps. Cela permet de calculer l'état prédit,  $x_{\text{pred}}$ , en se basant sur les informations disponibles à l'instant donné.

Ensuite, une prédiction de la mesure est réalisée en appliquant la fonction d'observation  $h$  sur l'état prédit, donnant ainsi  $y_{\text{pred}}$ , la mesure attendue associée à cet état.

Parallèlement, la covariance associée à l'état prédit,  $P_{\text{pred}}$ , est calculée en tenant compte des bruits de processus modélisés par  $Q$ . Cela permet d'intégrer les incertitudes dans l'estimation. Cette étape fournit une approximation initiale des états futurs et des mesures correspondantes, tout en prenant en compte les imprécisions inhérentes au modèle dynamique.

Lors de l'étape de mise à jour, l'algorithme commence par calculer l'erreur d'innovation, qui correspond à la différence entre la mesure réelle,  $y_{\text{mes}}$ , et la mesure prédite,  $y_{\text{pred}}$ . Cette erreur est essentielle pour évaluer l'écart entre les prévisions du modèle et les données expérimentales.

Ensuite, le gain de Kalman,  $K$ , est déterminé. Ce paramètre joue un rôle crucial en pondérant l'erreur d'innovation pour ajuster l'estimation. Il est calculé à partir de la covariance de l'état prédit,  $P_{\text{pred}}$ , et de la covariance des mesures,  $R$ .

L'état estimé est ensuite mis à jour en combinant l'état prédit,  $x_{\text{pred}}$ , et l'erreur d'innovation pondérée par  $K$ , ce qui affine l'estimation et la rapproche des valeurs réelles.

Enfin, la covariance associée à l'état estimé,  $P$ , est également mise à jour pour refléter la réduction de l'incertitude grâce à la correction apportée par la nouvelle mesure.

Ces étapes sont répétées à chaque instant, en intégrant de nouvelles mesures pour affiner l'estimation de l'état du système. Cela permet au filtre de s'adapter en temps réel aux variations du système tout en minimisant l'incertitude.[5]

Le résultat de l'implémentation de l'algorithme EKF sous MATLAB est présenté ci-dessous. La courbe montre une comparaison entre l'estimation du SoC obtenue avec le filtre de Kalman étendu (EKF) et celle du comptage de Coulomb.

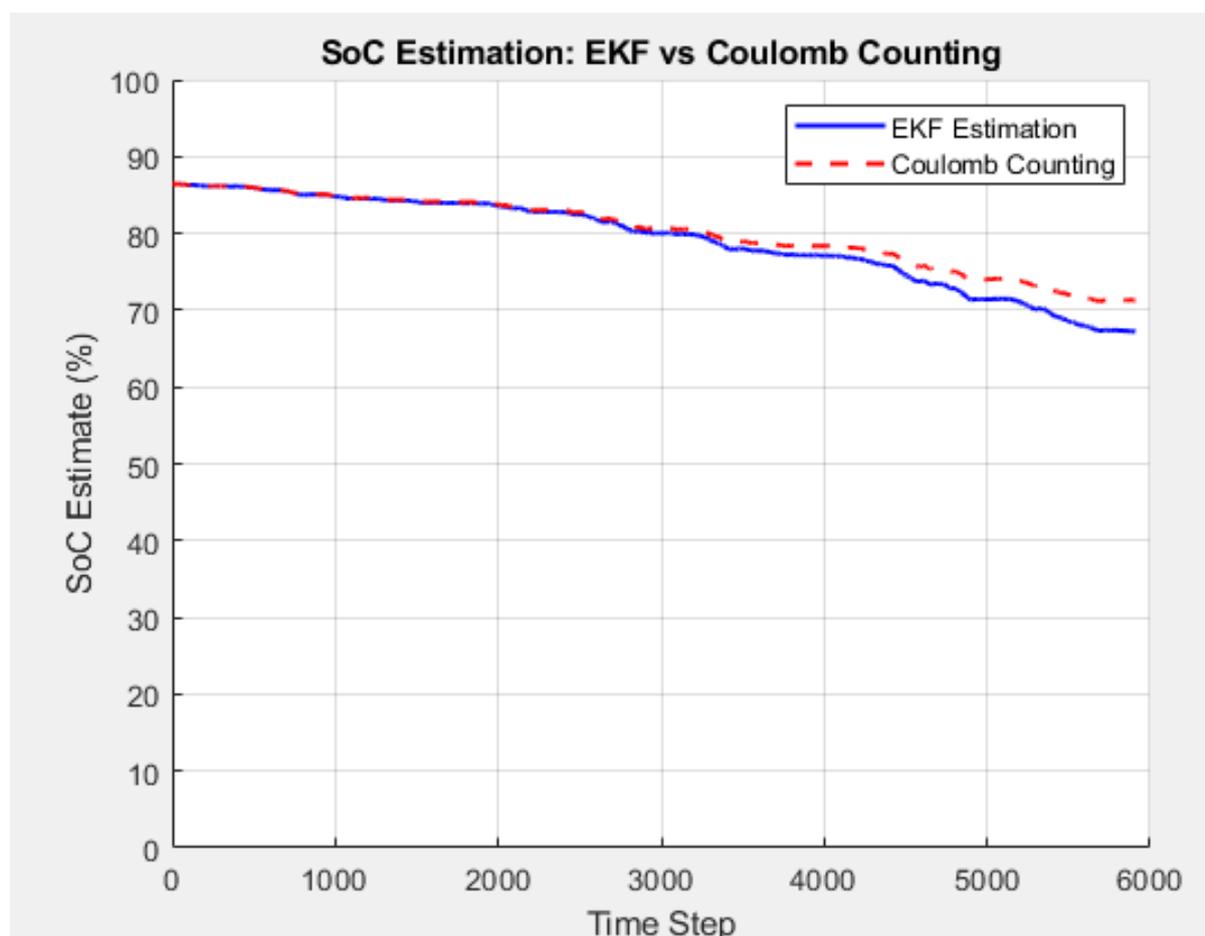


FIGURE 4.7 – Filtre de Kalman étendu (EKF) vs Comptage de Coulomb

### 4.8.3 Principe et Implémentation du Filtre de Kalman Unscented (UKF)

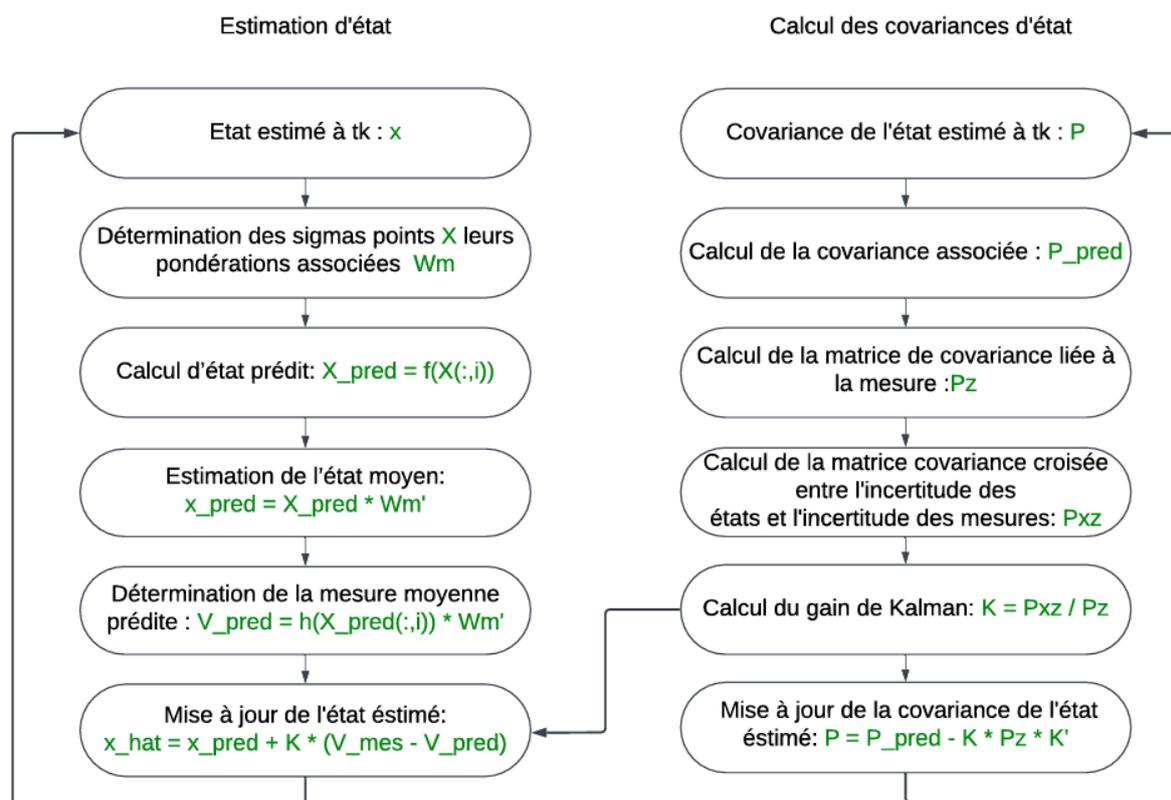


FIGURE 4.8 – Algorithme de l'UKF

La première étape consiste à générer des points sigma, qui sont des échantillons représentatifs de la distribution probabiliste de l'état, et à leur attribuer des pondérations associées. Ces points sigma sont ensuite propagés à travers la fonction de transition non linéaire du système pour calculer l'état prédit  $X_{\text{pred}}$  et sa moyenne pondérée  $x_{\text{pred}}$ . Une covariance associée  $P_{\text{pred}}$  est également calculée pour représenter l'incertitude liée à la prédiction.

Ensuite, ces points sigma sont transformés par la fonction de mesure non linéaire pour estimer la mesure moyenne prédite  $V_{\text{pred}}$ , accompagnée de la covariance des mesures  $P_z$  et de la matrice de covariance croisée  $P_{xz}$  entre l'état et la mesure. Ces éléments permettent de calculer le gain de Kalman  $K$ , qui est utilisé pour ajuster l'état prédit à l'aide de la différence entre la mesure réelle et la mesure prédite.

Finalement, la matrice de covariance est mise à jour pour refléter la réduction de l'incertitude après correction. Ce processus permet une estimation robuste et précise, même en présence de non-linéarités.

L'algorithme UKF a permis d'obtenir des estimations robustes et précises du SoC des batteries lithium-ion, même en présence de non-linéarités et de bruit dans les mesures.

Bien que l'UKF soit plus coûteux en termes de calcul que d'autres filtres, son efficacité dans les systèmes non linéaires justifie son utilisation pour des applications critiques comme la gestion de l'énergie dans les batteries.[5]

Le résultat de l'implémentation de l'algorithme UKF sous MATLAB est présenté ci-dessous. La courbe compare l'estimation du SoC obtenue avec le filtre de Kalman unscented (UKF) et celle obtenue avec le comptage de Coulomb.

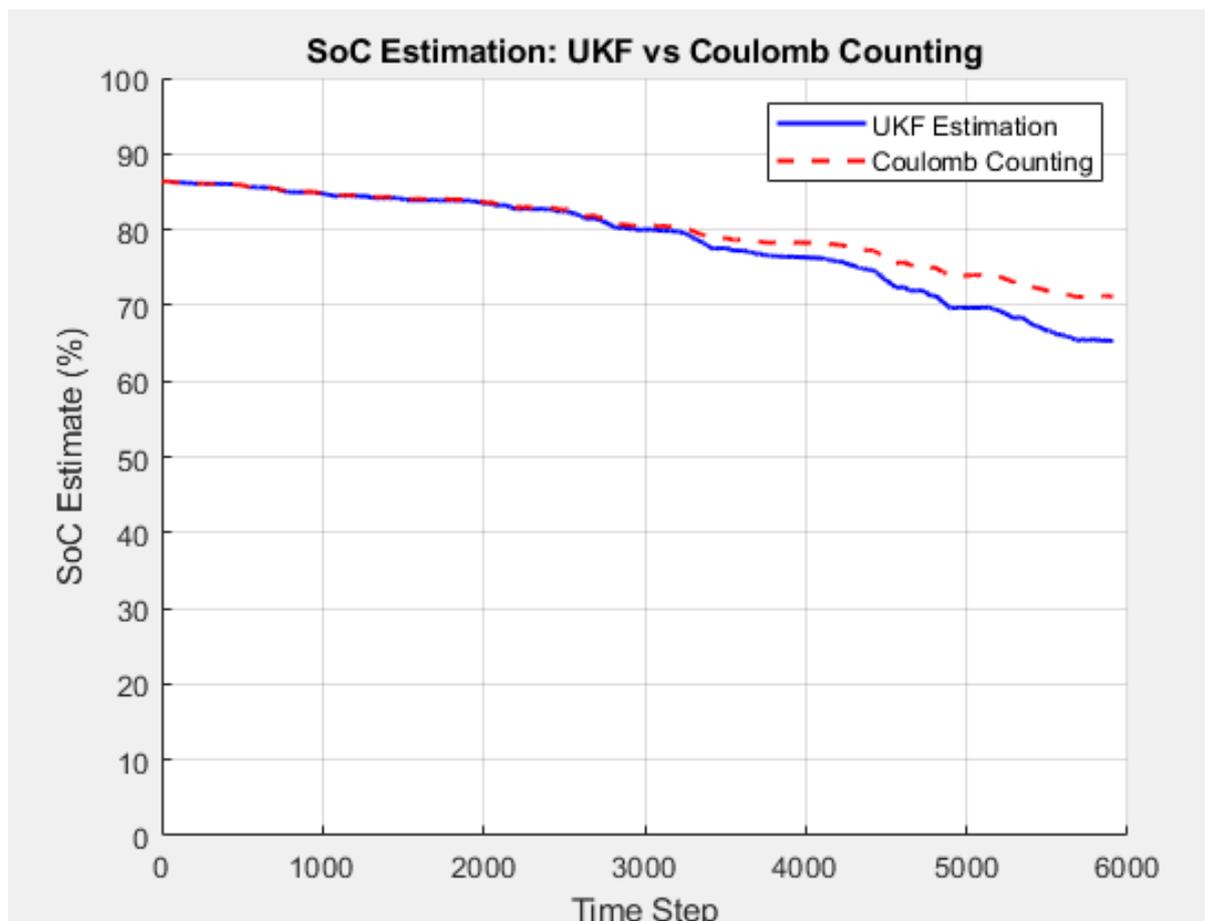


FIGURE 4.9 – Filtre de Kalman Unscented (UKF) vs Comptage de Coulomb

#### 4.8.4 Principe et Implémentation de la Méthode de Comptage de Coulomb Modifiée

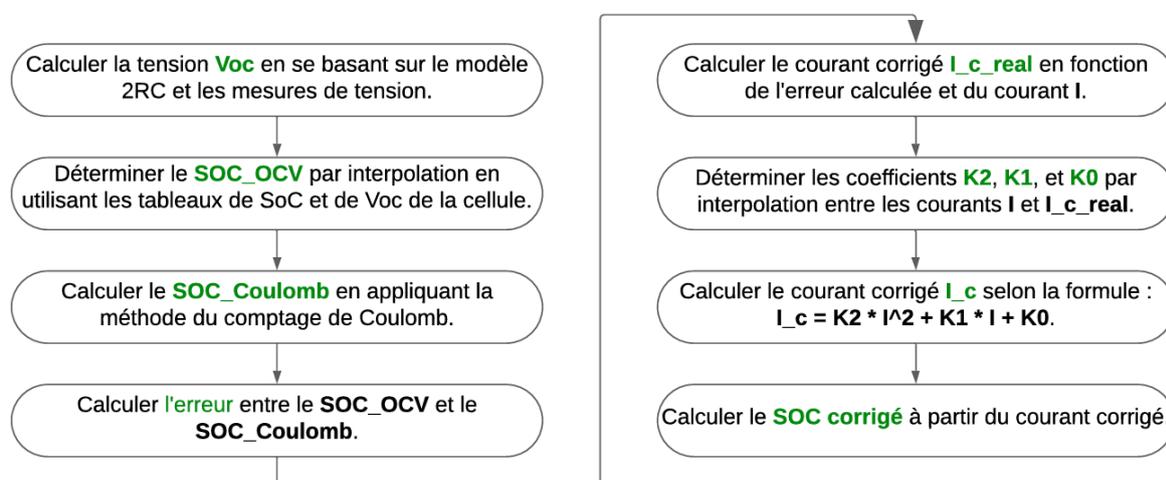


FIGURE 4.10 – Algorithme de comptage de Coulomb modifié

La méthode commence par la mise à jour des tensions dynamiques  $V_{R1}$  et  $V_{R2}$  des réseaux RC, calculées à chaque pas de temps. Ces tensions modélisent la réponse lente de la batterie aux variations de courant, en tenant compte des constantes de temps définies par les produits  $R_1 \cdot C_1$  et  $R_2 \cdot C_2$ .

Ensuite, la tension en circuit ouvert ( $V_{OCV}$ ) est reconstruite à partir de la tension mesurée, en ajoutant les contributions dynamiques ( $V_{R1}, V_{R2}$ ) et la chute instantanée ( $R_0 \cdot I$ ). À partir de cette tension, la relation OCV-SoC est utilisée pour convertir  $V_{OCV}$  en une estimation de  $SoC_{OCV}$  via une interpolation spline. Parallèlement, le comptage de Coulomb met à jour le SoC en intégrant le courant mesuré selon la formule

$$SoC_{Coulomb}(k) = SoC_{Coulomb}(k-1) + \frac{I(k) \cdot dt}{C_b}.$$

Une erreur entre  $SoC_{OCV}$  et  $SoC_{Coulomb}$  est ensuite calculée pour traduire l'écart entre les deux approches, exprimée par

$$Erreur_{SOC}(k) = SoC_{OCV}(k) - SoC_{Coulomb}(k).$$

Le courant est alors corrigé en fonction de cette erreur, selon une relation quadratique ajustée par interpolation (modèle de second degré). Enfin, le SoC corrigé est recalculé à l'aide du courant corrigé, en appliquant la même loi du comptage de Coulomb. Les résultats montrent que l'introduction d'un courant corrigé réduit significativement l'erreur et améliore la précision de l'estimation du SoC.[3]

La courbe ci-dessous montre la comparaison entre le comptage de Coulomb classique et le comptage de Coulomb corrigé, mettant en évidence l'impact de la correction sur l'estimation de l'état de charge (SoC) de la batterie au fil du temps.

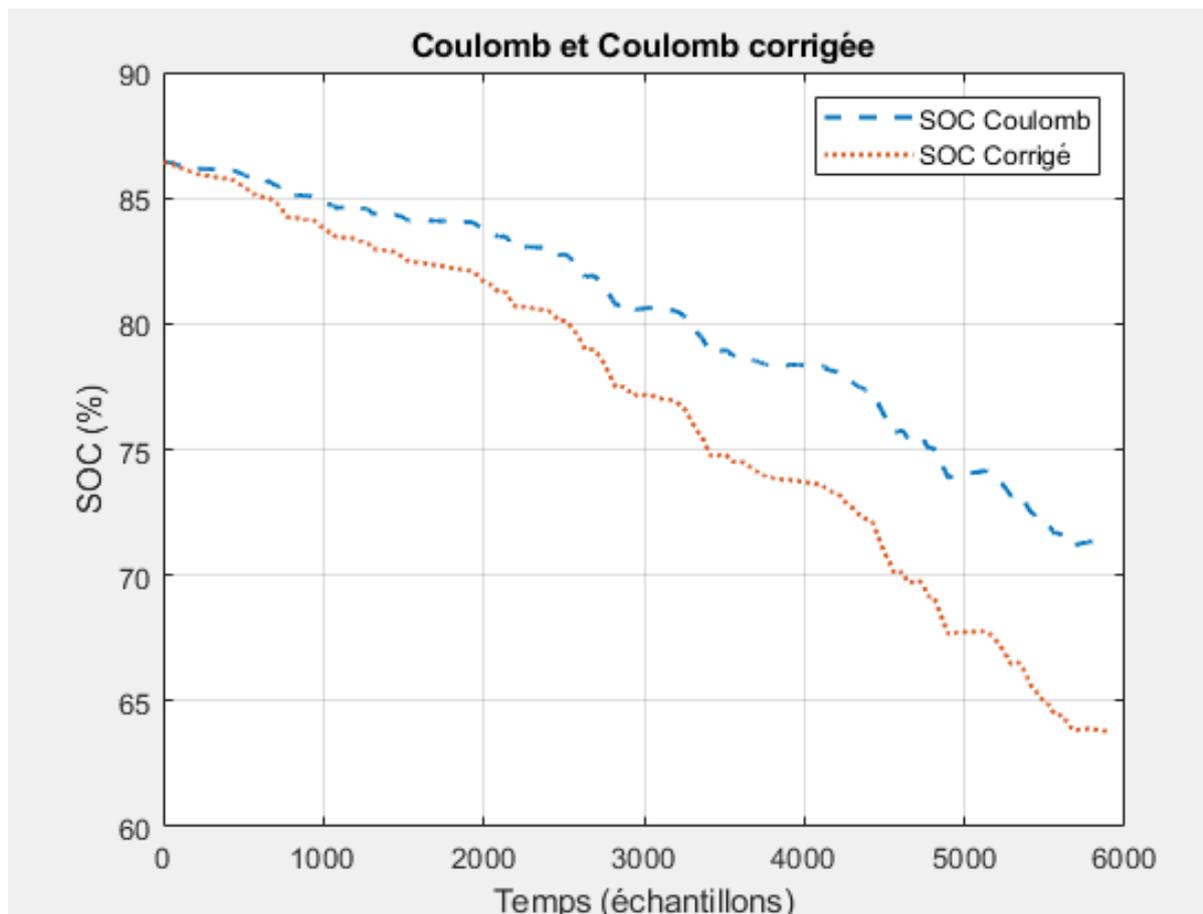


FIGURE 4.11 – Coulomb modifié vs Comptage de Coulomb

La courbe ci-dessous illustre la comparaison entre le courant mesuré et le courant corrigé, soulignant l'ajustement effectué sur les valeurs mesurées pour obtenir une estimation plus précise de l'état de charge.

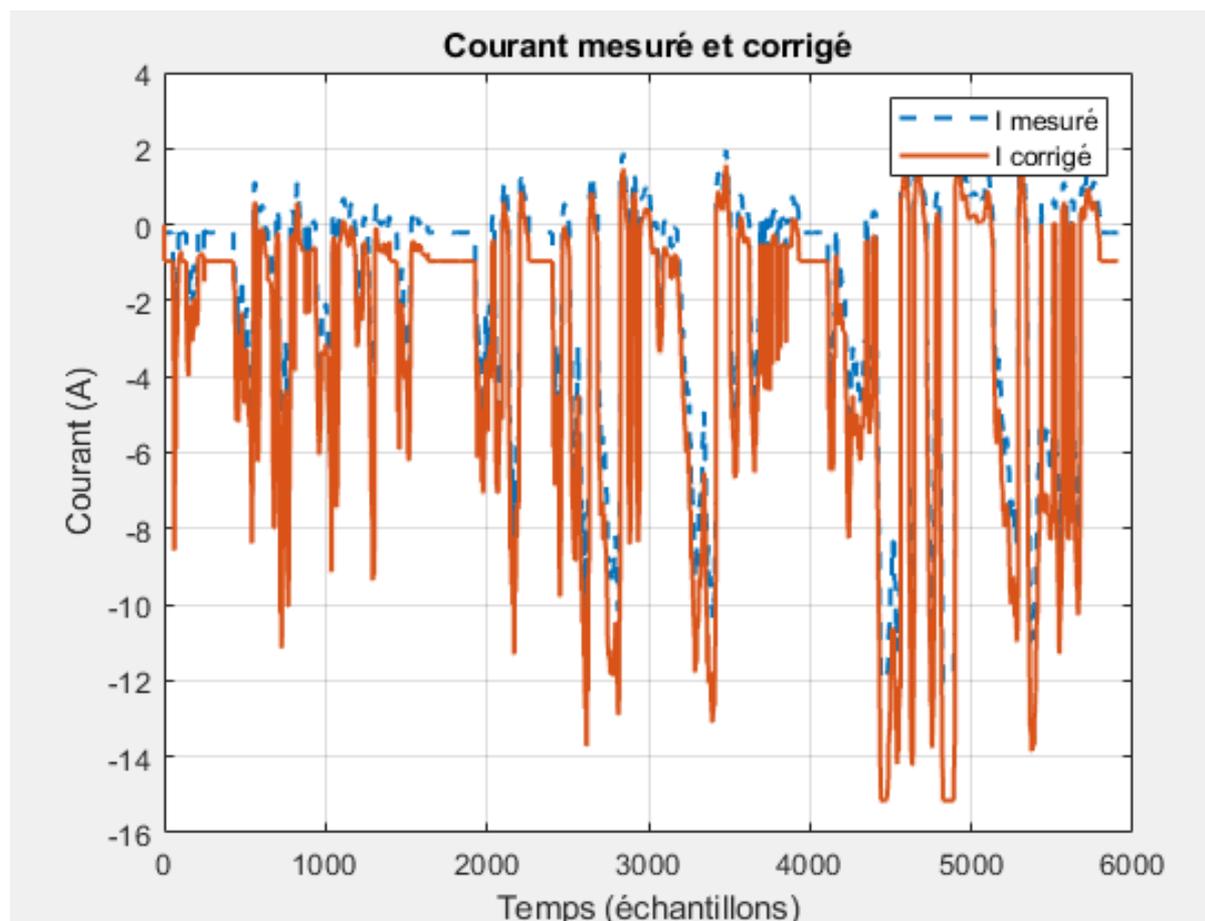


FIGURE 4.12 – Courant mesuré vs courant corrigé

## 4.9 Tests de Validation des Méthodes Implémentées

Pour valider les méthodes implémentées, plusieurs tests ont été effectués afin d'évaluer leur précision et leur robustesse. Ces tests ont été ajustés au fur et à mesure du projet, reflétant une meilleure compréhension des critères de validation appropriés.

### 4.9.1 Test Basé sur le Calcul de RMSE

Dans un premier temps, les tests ont été basés sur le calcul de l'erreur quadratique moyenne (RMSE) entre les estimations fournies par les méthodes implémentées (EKF, UKF, et Coulomb modifié) et celles de la méthode de comptage de Coulomb. Bien que cette approche ait semblé initialement pertinente, il a été constaté que la méthode de comptage de Coulomb accumule des erreurs au fil du temps en raison de l'absence de correction des dérives. Par conséquent, l'obtention d'un RMSE proche de zéro signifiait que les algorithmes n'étaient pas suffisamment robustes et qu'ils ne produisaient pas d'estimations précises de l'état de charge (SoC). Cette limitation a conduit à un réexamen de l'approche de validation utilisée.

### 4.9.2 Test Basé sur les Recalages comme Référence

Par la suite, une seconde approche a été adoptée en prenant les recalages obtenus via la méthode OCV (Open Circuit Voltage) comme référence. La méthode OCV, réalisée au repos, est considérée comme fiable pour fournir des estimations précises de l'état de charge. Les résultats fournis par les algorithmes implémentés ont été comparés aux valeurs de recalage, ce qui a permis de vérifier si des estimations cohérentes et précises étaient produites.

Dans un premier temps, un jeu de données contenant seulement deux recalages était disponible. Ce jeu a été utilisé pour tester les méthodes et analyser leurs performances. Plus tard, un autre jeu de données a été obtenu, contenant cette fois cinq recalages, ce qui a offert une base plus riche pour évaluer les algorithmes. Grâce à cette nouvelle source de données, une meilleure évaluation des performances des méthodes a pu être réalisée.

### 4.9.3 Conclusion

À travers ces tests, l'importance de l'utilisation de critères de validation adaptés a été démontrée. L'abandon du RMSE comme critère principal, au profit des comparaisons avec des références fiables telles que les recalages OCV, a permis une évaluation plus rigoureuse des performances des méthodes et de leur capacité à produire des estimations précises de l'état de charge des batteries.

## 4.10 Analyse des Résultats des Tests de Validation

Les tests réalisés sur deux jeux de données ont permis d'évaluer la performance du modèle de la batterie ainsi que la précision des méthodes d'estimation de l'état de charge (SoC).

### 4.10.1 Analyse comparative des modèles 2RC

Modèle 2RC client	Modèle 2RC estimé
$R0 = 0.023 \text{ Ohm}$	$R0 = 0.0232 \text{ Ohm}$
$C1 = 7345.99 \text{ F}$	$C1 = 7399.9982 \text{ F}$
$R1 = 0.05985 \text{ Ohm}$	$R1 = 0.0482 \text{ Ohm}$
$C2 = 1073.25 \text{ F}$	$C2 = 1099.9982 \text{ F}$
$R2 = 0.0068 \text{ Ohm}$	$R2 = 0.0032 \text{ Ohm}$
$\text{Tau1} = 439.657 \text{ s}$	$\text{Tau1} = 356.4538 \text{ s}$
$\text{Tau2} = 7.2981 \text{ s}$	$\text{Tau2} = 3.4864 \text{ s}$

TABLE 4.2 – Tableau de valeurs des paramètres du modèle 2RC du client et du modèle 2RC estimé

Le modèle 2RC client, avec des constantes de temps élevées ( $\tau_1 = 439.657$  s et  $\tau_2 = 7.2981$  s), présente un comportement plus lent, réagissant de manière progressive aux variations de courant ou de tension.

En revanche, le modèle 2RC estimé, avec des constantes de temps réduites ( $\tau_1 = 356.4538$  s et  $\tau_2 = 3.4864$  s), offre une dynamique plus rapide, répondant efficacement aux variations rapides.

Profil	Soc initial	Recalage	EKF	UKF	Coulomb modifié
Log1	64.66	43.67	42.66	43.42	43.47
Log2	86.43	64.66	<b>67.23</b>	65.43	63.76
Log3	87.2	64.19	<b>67.97</b>	<b>66.02</b>	<b>64.19</b>
Log4	64.19	42.33	<b>41.92</b>	<b>42.79</b>	<b>42.87</b>
Log5	42.33	88.5	89.97	91.03	89.75
Log6	88.5	64.4	<b>69.41</b>	<b>67.42</b>	<b>65.21</b>
Log7	64.4	42.34	<b>42.22</b>	<b>43.06</b>	43.12

TABLE 4.3 – Tableau des résultats avec le modèle client.

Profil	Soc initiale	Recalage	EKF	UKF	Coulomb modifié
Log1	64.66	43.67	<b>43.09</b>	<b>43.76</b>	<b>43.77</b>
Log2	85.43	64.66	67.47	<b>65.64</b>	<b>64.11</b>
Log3	87.2	64.19	68.21	66.34	64.53
Log4	64.19	42.33	43.14	43.14	43.17
Log5	42.33	88.5	<b>88.95</b>	<b>89.7</b>	<b>88.12</b>
Log6	88.5	64.4	69.63	67.73	65.56
Log7	64.4	42.34	42.65	43.40	<b>43.43</b>

TABLE 4.4 – Tableau des résultats avec le modèle estimé

Pour analyser les performances des modèles de batterie, à la fois celui du client et celui estimé, des tests ont été réalisés avec cinq profils distincts en utilisant différentes méthodes : EKF, UKF et la méthode de Coulomb modifié, en prenant le recalage avec la méthode OCV comme référence.

Les résultats montrent que les valeurs obtenues avec le modèle du client pour les profils 1, 2, 3, 4, 6 et 7 sont plus précises. Ces profils représentent des décharges de la batterie avec un courant variable. En revanche, pour le profil 5, qui correspond à une charge avec un courant constant, les résultats d'estimation de l'état de charge (SoC) basés sur le modèle estimé sont plus proches de la référence.

Les tests réalisés pour évaluer la précision des méthodes d'estimation de l'état de charge (SoC) ont été effectués en utilisant le modèle du client.

#### 4.10.2 Premier Jeu de Données

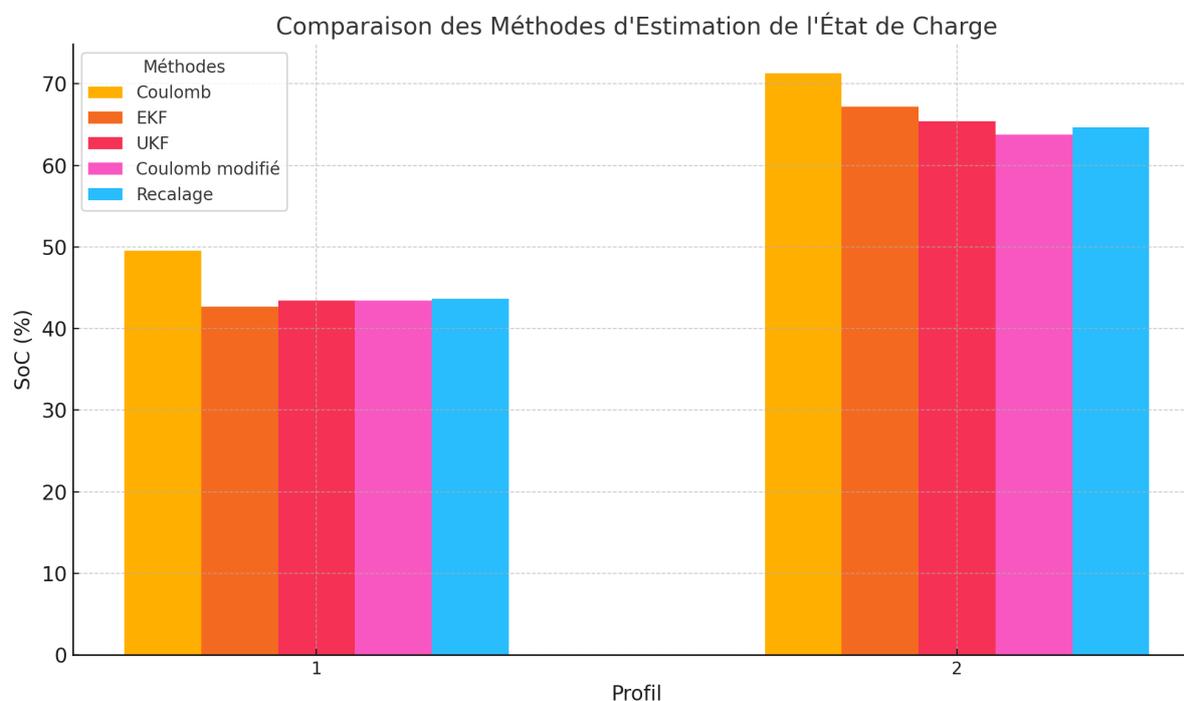


FIGURE 4.13 – Comparaison des Méthodes d'Estimation de l'État de Charge pour les Profils 1 et 2

Profil	SOC initial	Coulomb	EKF	UKF	Coulomb modifié	Recalage
1	64.66	49.5267	42.6645	43.4271	43.4712	43.67
2	86.43	71.2969	67.2353	65.4330	63.7637	64.66

TABLE 4.5 – Comparaison des Méthodes d'Estimation du SoC

Dans le premier jeu de données, comprenant deux profils de décharge, les trois méthodes implémentées (EKF, UKF, et Coulomb modifiée) ont montré des résultats relativement proches des valeurs de recalage. Cependant, la méthode Coulomb classique a généré des résultats plus éloignés, ce qui peut être attribué à l'accumulation des erreurs au fil du temps.

### 4.10.3 Deuxième Jeu de Données

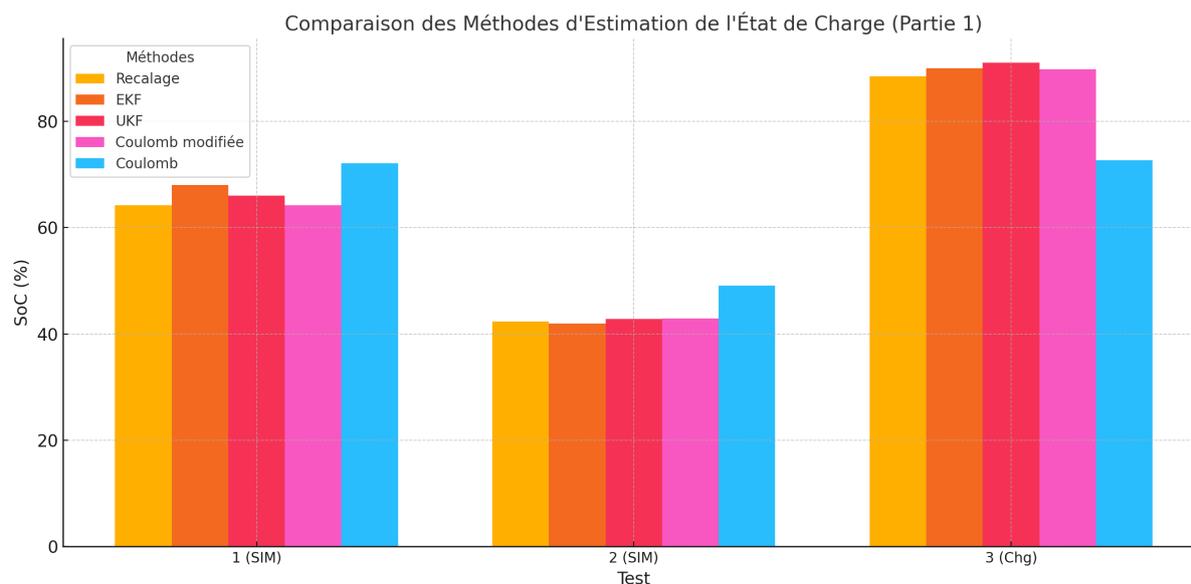


FIGURE 4.14 – Comparaison des Méthodes d'Estimation de l'État de Charge

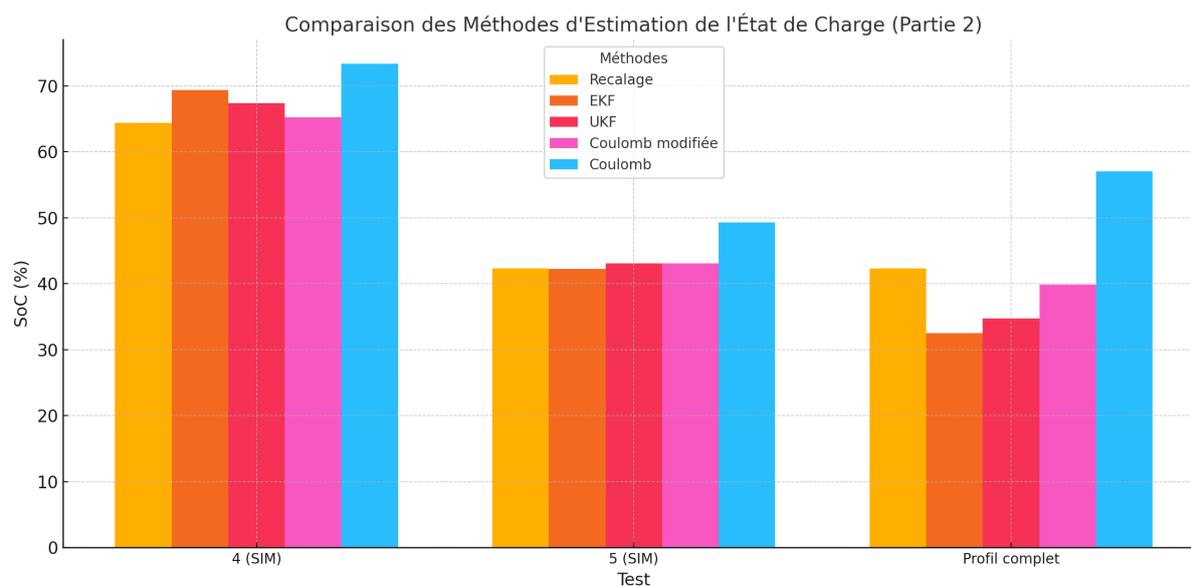


FIGURE 4.15 – Comparaison des Méthodes d'Estimation de l'État de Charge

Profil	Soc initial	Recalage	EKF	UKF	Coulomb modifié	Coulomb
SIM1	87.2	64.19	67.97	66.02	64.19	72.06
SIM2	64.19	42.33	41.92	42.79	42.87	49.05
CCCh	42.33	88.5	89.97	91.03	89.75	72.71
SIM4	88.5	64.4	69.41	67.42	65.21	73.36
SIM5	64.4	42.34	42.22	43.06	43.12	49.26
P_complet	87.2	42.43	32.53	34.72	39.9	57.04

TABLE 4.6 – Tableau des résultats des tests

Pour le deuxième jeu de données, les trois méthodes implémentées ont toutes montré des résultats proches des valeurs de recalage. EKF, UKF, et Coulomb modifiée ont donné des estimations qui ont bien suivi les tendances des valeurs de recalage, avec des écarts relativement faibles. La méthode Coulomb classique, cependant, est restée plus éloignée des valeurs de recalage, confirmant ainsi ses limitations pour des estimations précises de l'état de charge.

En ce qui concerne le profil complet du deuxième jeu de données, les résultats ont montré que la méthode Coulomb modifiée a fourni des valeurs particulièrement proches des valeurs de recalage, suivie de près par les méthodes UKF et EKF, qui ont montré un écart plus important par rapport aux valeurs de recalage. Bien que les trois méthodes aient donné des résultats relativement proches, la méthode Coulomb modifiée a montré la meilleure correspondance avec les valeurs de recalage, tandis que UKF et EKF ont présenté un léger écart pour le profil complet.

Les résultats montrent que les méthodes sont globalement efficaces pour modéliser les phénomènes de décharge, bien que des écarts légèrement plus importants aient été observés lors de la phase de charge.

En résumé, pour les deux profils testés, les méthodes implémentées (EKF, UKF, et Coulomb modifiée) ont donné des résultats proches des valeurs de recalage, mais la méthode Coulomb modifiée a montré les meilleures performances pour le profil complet, suivie de près par UKF et EKF. Les résultats indiquent que ces méthodes sont robustes et fiables pour l'estimation de l'état de charge des batteries dans différents profils.

## 4.11 Problèmes rencontrés

### 4.11.1 Défi de Compréhension et d'Implémentation de l'Algorithme UKF

L'un des principaux problèmes rencontrés durant le projet a été lié à la compréhension des algorithmes de filtre de Kalman, en particulier celui du filtre de Kalman Unscented (UKF). Au départ, l'assimilation de cet algorithme s'est avérée complexe en raison de

la difficulté associée à la transformation unscented utilisée par ce filtre pour capturer les moments, la moyenne et la covariance. Cette complexité a engendré un retard dans le projet, car une période significative a dû être consacrée à l'étude approfondie de la partie théorique, notamment à la compréhension des équations mathématiques fondamentales et à leur application pour l'estimation de l'état de charge des batteries. Cependant, une fois ces concepts maîtrisés, l'implémentation de l'algorithme dans MATLAB s'est avérée beaucoup plus simple, permettant ainsi de progresser efficacement dans le projet.

#### **4.11.2 Optimisation des Paramètres de Covariance et des Bruits pour les Filtres EKF et UKF**

Un autre problème rencontré durant le projet a été lié au choix des valeurs initiales de la covariance  $P$ , ainsi que des bruits  $Q$  et  $R$ , dans les méthodes EKF et UKF. Ces paramètres, qui influencent directement la précision des estimations, ont dû être déterminés de manière empirique, car aucune valeur optimale prédéfinie n'était disponible. Plusieurs configurations ont été testées, et des ajustements progressifs ont été réalisés. Finalement, des valeurs adéquates ont été trouvées, permettant d'obtenir des estimations de l'état de charge proches des références fournies par le recalage. Ce processus de réglage a permis d'assurer la fiabilité des résultats obtenus avec les filtres.

#### **4.11.3 Impact de l'Insuffisance des Données de Test sur la Validation des Méthodes**

Un troisième problème rencontré durant le projet a été l'absence de données de test suffisantes pour les méthodes implémentées, à savoir EKF, UKF et Coulomb modifié. Dès le début du projet, un seul jeu de données était disponible, utilisé à la fois pour tester et valider les méthodes. Ce jeu contenait seulement deux recalages, ce qui limitait la diversité des scénarios de validation. Ce n'est qu'après la dernière revue de projet qu'un nouveau jeu de données a été obtenu, avec cette fois cinq recalages, offrant une meilleure base pour évaluer les performances des méthodes. Toutefois, l'absence initiale de données variées a causé un retard significatif, notamment dans les phases de test, ralentissant ainsi la validation complète des algorithmes.

## 5 Conclusion

Ce projet a permis d'explorer et de développer des méthodes avancées pour l'estimation de l'état de charge (SoC) des batteries lithium-ion, dans le cadre d'une collaboration industrielle avec GCK Battery. En analysant et surmontant les limitations des méthodes classiques, telles que le comptage de Coulomb et la méthode de la tension en circuit ouvert (OCV), des solutions alternatives ont été proposées, notamment les filtres de Kalman étendu (EKF), le filtre de Kalman unscented (UKF) et le comptage de Coulomb modifié. Ces méthodes ont montré leur potentiel pour offrir des estimations plus précises et robustes du SoC, même dans des conditions dynamiques et complexes.

Par ailleurs, un modèle de batterie 2RC a été développé et comparé au modèle utilisé par le client, permettant de valider la performance des méthodes proposées et d'apporter des améliorations substantielles à la gestion de la charge et à la prolongation de la durée de vie des batteries lithium-ion. Ces solutions représentent une avancée significative pour le client, en particulier pour l'usage embarqué, et pourront être appliquées dans de nombreux contextes industriels.

Ce projet constitue donc une contribution importante à l'optimisation de la gestion des batteries lithium-ion dans des applications de mobilité et de stockage d'énergie. Il offre à GCK Battery des solutions pratiques et fiables, qui pourront être utilisées directement dans des systèmes de gestion de batteries (BMS) embarqués, contribuant ainsi à améliorer la durabilité, la performance et la sécurité des batteries. Les résultats obtenus ouvrent la voie à des développements futurs, avec l'objectif d'affiner ces méthodes et de les étendre à d'autres types de batteries et d'applications énergétiques.

En conclusion, ce travail de recherche et d'innovation apporte des solutions pertinentes aux défis des méthodes classiques d'estimation du SoC, avec des perspectives de mise en œuvre concrètes dans l'industrie, permettant une gestion optimisée des batteries lithium-ion.

# Bibliographie

- [1] <https://gck-battery.com/en/>.
- [2] Aïssa BOUTTE. “Identification des paramètres internes d’une batterie pour des applications photovoltaïques”. Soutenue le 1er juillet 2015, spécialité Électronique, option Systèmes photovoltaïques. Thèse de doctorat. Oran, Algérie : USTO-MB, 2015.
- [3] Wen-Yeau CHANG. “The State of Charge Estimating Methods for Battery : A Review”. In : *ISRN Applied Mathematics* 2013 (2013), Article ID 953792, 7 pages. DOI : 10.1155/2013/953792.
- [4] Mohammed DAHMANI. “Application du filtre de Kalman linéaire et non linéaire et ses dérivées à la poursuite d’une cible manoeuvrante”. Spécialité : Électronique, option Techniques de communications modernes. Thèse de doctorat en sciences. Oran, Algérie : Université des Sciences et des Technologies d’Oran Mohamed Boudiaf, 2012.
- [5] M. HOSSAIN, M. E. HAQUE et M. T. ARIF. “Kalman filtering techniques for the online model parameters and state of charge estimation of the Li-ion batteries : A comparative analysis”. In : *Journal of Energy Storage* 51 (2022), p. 104174. DOI : 10.1016/j.est.2022.104174.
- [6] Prashant SHRIVASTAVA et al. “Overview of model-based online state-of-charge estimation using Kalman filter family for lithium-ion batteries”. In : *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 113 (2019), p. 109233. DOI : 10.1016/j.rser.2019.06.040.