

Note d'applications

Filtre de Kalman Étendu(EKF)

Mustapha LAHMER
GE5

Table des matières

Introduction	2
Méthodologie	2
Introduction au Modèle de la Batterie	2
Rôle du Modèle	2
Description du Modèle	3
Vecteur d'État.....	3
Équations Dynamiques.....	4
Matrices Jacobiennes pour Linéarisation	4
Étapes de l'Implémentation de l'EKF	5
Avantages Méthodologiques	7
Résultats Expérimentaux.....	7
Objectifs	7
Étapes de l'Analyse Expérimentale	8
Résultats Attendus	9
Évolution Temporelle	9
Discussion	10
Avantages de l'EKF.....	10
Limites de l'EKF	10
Conclusion.....	11

Introduction

Le State of Charge (SoC) représente le pourcentage de la capacité restante d'une batterie par rapport à sa capacité maximale. Ce paramètre est essentiel dans le cadre des systèmes de gestion des batteries (Battery Management Systems, BMS), qui jouent un rôle clé dans la surveillance et le contrôle des performances des batteries lithium-ion. Une estimation précise du SoC permet d'éviter les surcharges et les décharges profondes, facteurs pouvant causer des dommages irréversibles à la batterie et réduire sa durée de vie.

Les méthodes traditionnelles, comme l'OCV (Open Circuit Voltage) et le comptage de Coulombs, présentent des limites importantes : l'OCV est lente et sensible à l'âge, à la température et aux conditions d'utilisation, tandis que la méthode de Coulombs accumule des erreurs à long terme et ignore les variations de capacité.

Parmi les approches modernes, le Filtre de Kalman Étendu (Extended Kalman Filter, EKF) est reconnu pour sa robustesse et sa capacité à traiter des systèmes non linéaires, tels que les batteries lithium-ion. L'EKF linéarise localement le modèle à chaque étape en utilisant des jacobiennes, ce qui le rend adapté à la modélisation du SoC des batteries.

Méthodologie

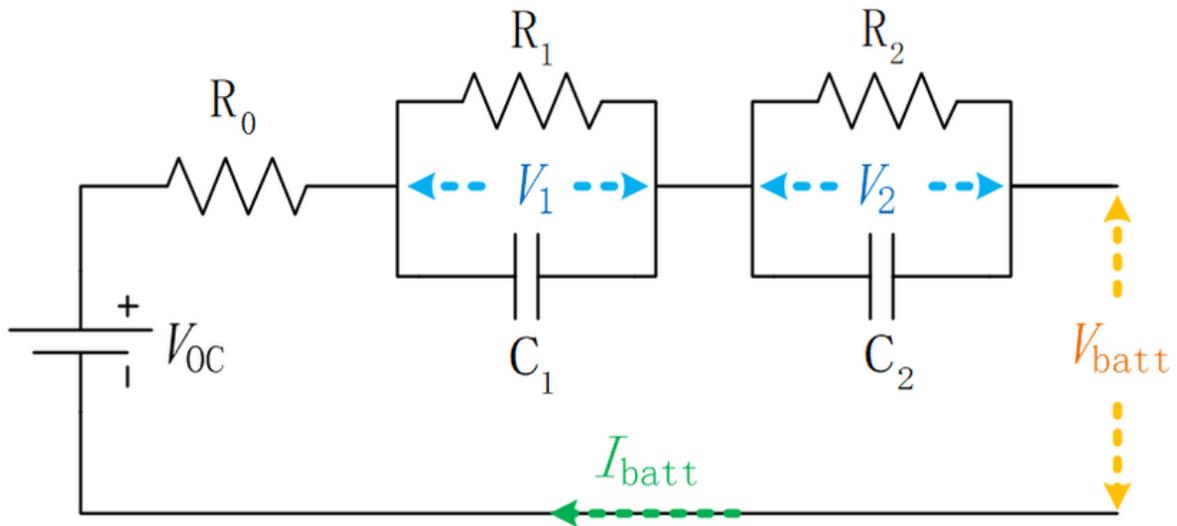
Introduction au Modèle de la Batterie

L'estimation du SoC à l'aide d'un filtre de Kalman étendu (EKF) repose sur une représentation simplifiée mais précise du comportement interne de la batterie. Ce modèle, connu sous le nom de circuit électrique équivalent (Equivalent Electrical Circuit Model - EECM), est une abstraction qui capture les relations dynamiques entre le courant, la tension et le SoC.

Rôle du Modèle

- **Prédire l'évolution du SoC** : Le modèle sert à estimer comment l'état de la batterie change sous l'effet du courant appliqué.
- **Établir une relation mesure-modèle** : Le modèle relie les états internes de la batterie (SoC, tensions dynamiques) aux grandeurs mesurables (tension aux bornes).
- **Fiabilité et adaptabilité** : Permet d'incorporer des effets tels que la résistance interne variable et la dynamique des capacités, qui influencent directement les performances de la batterie.

Description du Modèle



Le modèle utilisé est basé sur un circuit RC de second ordre :

- **Paramètres statiques :**
 - R_0 : Représente la résistance interne de la batterie.
- **Paramètres dynamiques :**
 - R_1, R_2 , et C_1, C_2 : Capturent les effets dynamiques de la batterie tels que la diffusion d'ions.
- **Capacité totale (C_b)** : Représente la charge maximale de la batterie.

Vecteur d'État

Le système est modélisé par un vecteur d'état x_k , qui regroupe les variables clés décrivant la dynamique de la batterie :

$$x_k = \begin{bmatrix} \text{SoC}_k \\ V_{RC1k} \\ V_{RC2k} \end{bmatrix},$$

Où :

- SoC_k : État de charge de la batterie à l'instant k (entre 0 et 1),
- V_{RC1k} : Tension dynamique sur R_1 ,
- V_{RC2k} : Tension dynamique sur R_2 .

Le vecteur d'état a une dimension de 3×1 . Il permet de modéliser l'évolution temporelle des principaux phénomènes électriques internes.

Équations Dynamiques

L'EKF 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).

Équation d'État (Modèle de transition)

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

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 :

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

Équation de Mesure (Modèle de sortie)

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

Où :

- $h(x_k, u_k)$ est une fonction non linéaire reliant les états aux mesures.
- $z_k =$ 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 :

$$h(x_k, u_k) = \text{OCV}(\text{SoC}_k) - V_{RC1_k} - V_{RC2_k} - R_0 I_k,$$

Où $\text{OCV}(\text{SoC}_k)$ est la tension à circuit ouvert, interpolée à partir d'une courbe SoC-OCV mesurée expérimentalement.

Matrices Jacobiennes pour Linéarisation

L'EKF utilise des approximations linéaires des fonctions f et h autour de l'état courant, obtenues via les matrices Jacobiennes.

Matrice Jacobienne de $f(F_k)$

La Jacobienne de $F(x,u)$ par rapport à x est donnée par :

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

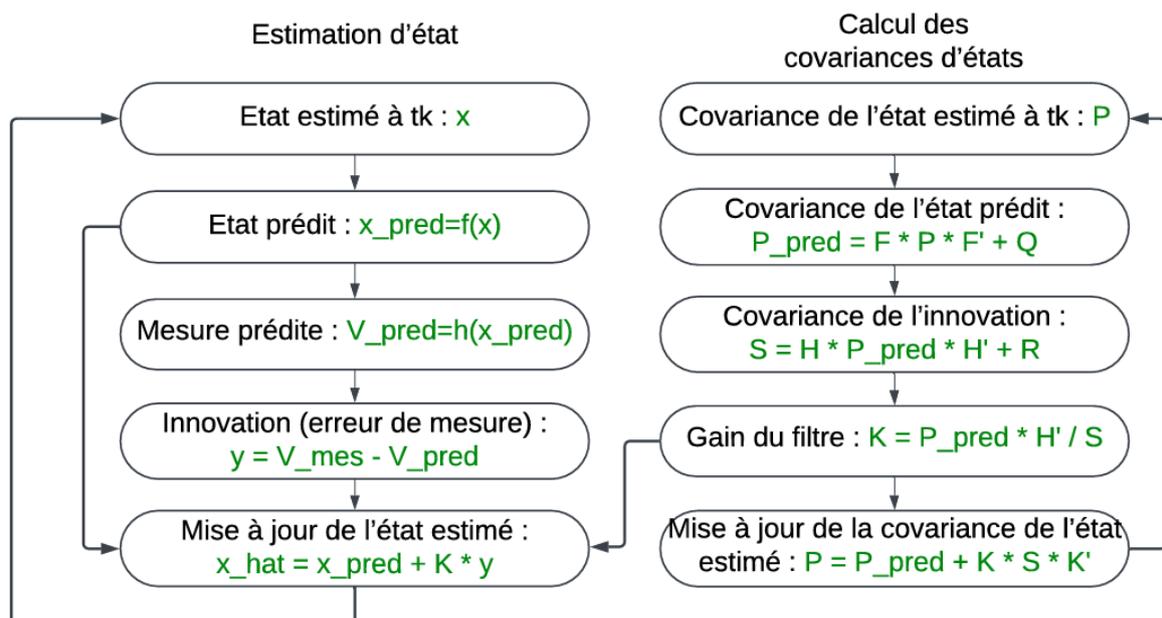
Matrice Jacobienne de h (H_k)

La Jacobienne de $H(x,u)$ par rapport à x est donnée par :

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

Ces matrices sont recalculées à chaque itération pour tenir compte des non-linéarités.

Étapes de l'Implémentation de l'EKF



L'EKF est une méthode **itérative**, qui combine les prédictions d'un modèle dynamique avec des mesures réelles pour mettre à jour l'état et réduire les incertitudes. Chaque itération suit deux étapes principales : **prédiction** et **mise à jour**, répétées pour chaque instant k

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.

$$\mathbf{x}_{k+1|k} = f(\mathbf{x}_k, u_k)$$

- $\mathbf{x}_k = [\text{SoC}, \text{VRC1}, \text{VRC2}]$: état actuel.
- $u_k = I_b$: courant appliqué.
- $f(\mathbf{x}_k, u_k)$: 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.

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 et la mesure prédite .

$$\mathbf{y} = V_{meas} - V_{pred}$$

- V_{meas} : $V_{mesurée}$ la mesure réelle de tension.
- $V_{pred} = h(\mathbf{x}_{k+1|k})$: 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.

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

- 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.

1. 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.

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_{k+1|k} + \mathbf{K}_k \mathbf{y}_k$$

2. 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.

$$\mathbf{P}_{k+1} = \mathbf{P}_{k+1|k} - \mathbf{K}_k \mathbf{S}_k \mathbf{K}_k^T$$

Avantages Méthodologiques

- **Robustesse face aux incertitudes** : L'EKF est capable de corriger les erreurs grâce aux observations.
- **Précision dynamique** : Le recalcul des Jacobiennes garantit une prise en compte des non-linéarités.

Résultats Expérimentaux

La section des résultats expérimentaux a pour objectif de démontrer l'efficacité, la précision et la robustesse de l'EKF dans l'estimation de l'état de charge (SoC) d'une batterie lithium-ion en conditions réelles. Les performances de l'EKF sont comparées à celles des méthodes classiques : **comptage de Coulomb** (Coulomb Counting) et **recalage basé sur la courbe OCV-SoC**.

Objectifs

1. Évaluer la précision de l'EKF :

- Étudier la résilience de l'EKF face aux perturbations dans les mesures de tension et de courant.

2. Comparer les performances :

- Contraster l'EKF avec deux approches classiques :
 - **Coulomb Counting** : Méthode simple mais sujette aux erreurs cumulées.

- **Recalage par OCV** : Approche précise mais limitée par les contraintes d'utilisation en ligne.

3. Analyser les performances globales :

- Quantifier les écarts entre SoC_EKF, SoC_CC (comptage de Coulomb) et SoC_OCV (recalage OCV).

Étapes de l'Analyse Expérimentale

1. Chargement des Données

Les données utilisées sont issues d'un fichier contenant les enregistrements expérimentaux de :

- **Courant (Ik)** : Courant appliqué ou extrait de la batterie à chaque étape.
- **Tension mesurée (Vmesurée)** : Tension observée aux bornes de la batterie.

Ces données sont importées et normalisées dans MATLAB pour garantir leur compatibilité avec les algorithmes.

2. Simulation avec l'EKF

L'EKF est exécuté étape par étape :

1. Initialisation :

- SoC_init, tensions dynamiques (VRC1, VRC2), et covariance initiale (P0) sont définies.

2. Boucle temporelle :

- À chaque pas, le courant et la tension mesurée sont utilisés comme entrées pour prédire et corriger l'état interne (xk).

3. Stockage des résultats :

- Les valeurs estimées SoC_EKF sont comparées aux valeurs de référence SoC_réel.

3. Comparaison avec les Méthodes Coulomb Counting et OCV

• Coulomb Counting :

- Les valeurs de SoC sont calculées à partir de l'intégration du courant.
- Les erreurs cumulatives sont comparées à celles de l'EKF.

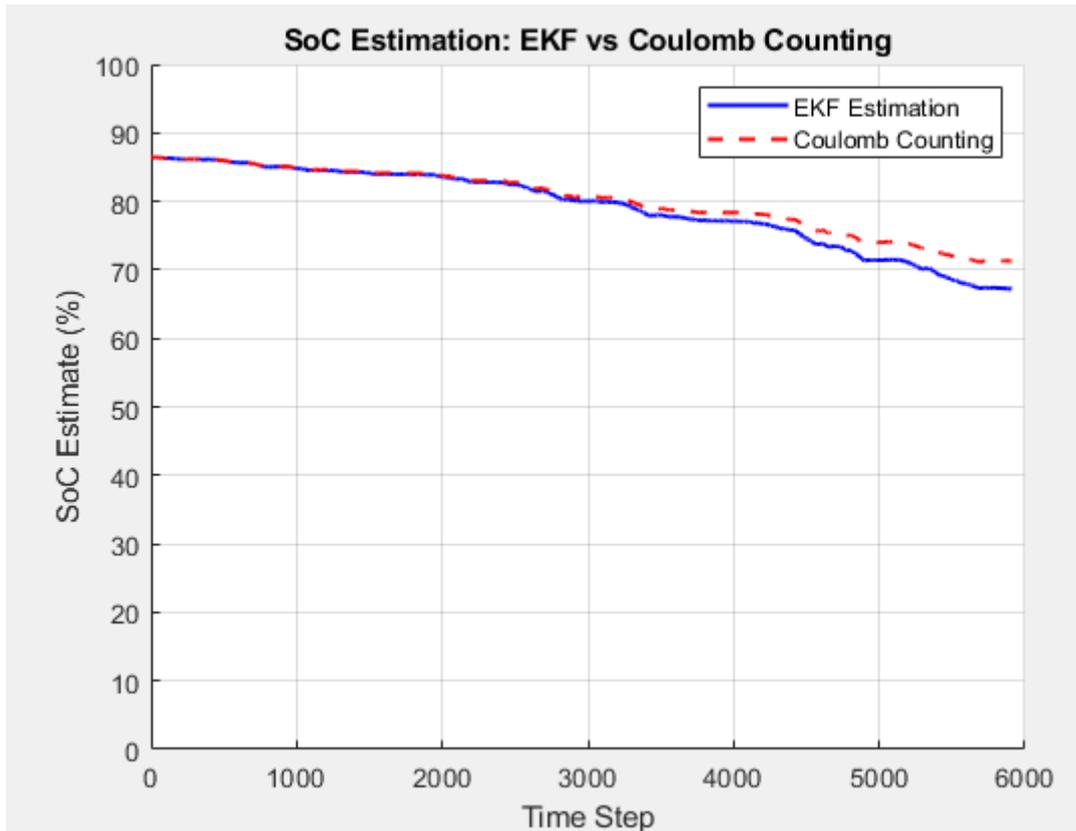
• Recalage OCV :

- Lors des périodes de repos, le SoC est recalibré à l'aide des données VOCV et de la courbe OCV-SoC.

- Le SoC recalé SoC_OCV est comparé à SoC_EKF.

Résultats Attendus

Évolution Temporelle



- **Coulomb Counting :**
 - Le SoC estimé diverge progressivement en raison des erreurs cumulées.
 - L'accumulation d'erreurs est particulièrement visible lors des changements brusques de courant.
- **Recalage OCV :**
 - Le SoC recalé est précis après les périodes de repos, mais les écarts sont importants en conditions dynamiques.
- **EKF :**
 - Le SoC suit de près la courbe de référence, corrigeant efficacement les perturbations et erreurs accumulées.

Discussion

La section discussion analyse les résultats obtenus, met en lumière les forces et les faiblesses de l'approche basée sur l'EKF.

Avantages de l'EKF

1. Précision

- **Correspondance étroite avec les données réelles** : L'EKF intègre les mesures de tension et de courant pour corriger les estimations. Cette approche réduit les erreurs accumulées par rapport à des méthodes comme le comptage de Coulomb.
- **Gestion des dynamiques complexes** : Grâce à son modèle interne basé sur un circuit RC équivalent, l'EKF capture les variations non linéaires des batteries, telles que les effets de diffusion ou les résistances dynamiques.

2. Robustesse

- **Résilience aux incertitudes des capteurs** : Les erreurs dans les mesures de courant ou de tension sont filtrées grâce au gain de Kalman, ce qui minimise l'impact des bruits de mesure.
- **Compensation dynamique des erreurs** : L'utilisation de la covariance des erreurs (P_k) permet à l'EKF de s'adapter à des variations imprévues dans le comportement de la batterie ou dans les conditions de fonctionnement.
- **Stabilité en conditions perturbées** : Même en présence de variations de courant abruptes ou de bruit important, l'EKF maintient une estimation fiable, contrairement à d'autres méthodes plus sensibles.

3. Adaptabilité

- **Flexibilité pour différents types de batteries** : L'EKF est capable de s'ajuster à des modèles de batteries aux caractéristiques variées, telles que la capacité (C_b) ou les résistances dynamiques (R_0, R_1, R_2).
- **Utilisation en temps réel** : La structure algorithmique de l'EKF permet une mise en œuvre dans des systèmes embarqués, comme les véhicules électriques ou les appareils portables.

Limites de l'EKF

1. Complexité

- **Calculs matriciels** : Chaque étape de l'EKF implique des opérations matricielles complexes, notamment :
 - La multiplication de matrices lors de la prédiction de la covariance
 - L'inversion de matrices pour le calcul du gain de Kalman

- **Charge de calcul élevée** : Ces calculs peuvent poser des défis pour une implémentation sur des microcontrôleurs avec des ressources limitées, particulièrement dans des systèmes nécessitant une estimation en temps réel avec des échantillonnages fréquents.

2. Sensibilité

- **Dépendance aux paramètres initiaux** :
 - Le choix des matrices de bruit de processus (Q) et de bruit de mesure (R) a un impact significatif sur les performances.
 - Une mauvaise calibration de ces paramètres peut entraîner une divergence de l'EKF ou une estimation erronée.
- **Impact de l'état initial (x_0)** :
 - Si l'état initial de la batterie (par exemple, SoC_init) est mal estimé, l'EKF peut nécessiter plusieurs cycles pour converger vers une valeur fiable.
- **Non-robustesse à des modèles inadaptés** :
 - L'efficacité de l'EKF dépend de la fidélité du modèle utilisé (circuit RC équivalent) à la batterie réelle. Une approximation inexacte du comportement de la batterie peut dégrader les performances.

Conclusion

Le Filtre de Kalman Étendu (EKF) se révèle être une solution avancée et robuste pour l'estimation de l'état de charge (SoC) des batteries lithium-ion. Les résultats expérimentaux démontrent sa précision accrue, sa capacité à corriger les erreurs cumulées et sa résilience face aux incertitudes des mesures et des modèles. Contrairement aux méthodes traditionnelles, telles que le comptage de Coulomb et le recalage basé sur la courbe OCV-SoC, l'EKF intègre les dynamiques internes complexes de la batterie et permet une estimation fiable.