

# パラメータ変動を考慮した $H_\infty$ オブザーバを用いたバッテリー充電率推定

## Estimation of battery State-of-Charge by using $H_\infty$ observer considering parameter variations

慶應義塾大学      ○ 森 翔平, 滑川 徹  
Shouhei Mori and Toru Namerikawa  
Keio University

**Abstract** In this paper, a novel state-of-charge estimation of batteries is proposed by using  $H_\infty$  observer considering parameter variations. First, as a method for SOC estimation, a model of battery to express the influence of the magnetic field and temperature change. Next, the battery system to be estimated, it is intended to build a robust system by using the  $H_\infty$  observer, to obtain the effect of the ambient and measurement error in advance. Finally, the effectiveness of the proposed method is shown from simulation and experimental results.

### 1 はじめに

昨今, 日々の暮らしの中で電気を利用しないシーンは全く想像できないほどであるが, その電気, 電力を生み出すエネルギー資源は無限に存在するわけではない. そのため, 電力供給側では再生可能エネルギー電源の導入が急速に進み, また, 電気を消費する立場からは, 消費電力に対する発電電力の不足分を電力供給側にゆだねるだけでなく, 電気を無駄なく効率的に使用するために, 省エネルギーや消費電力のピークカットやピークシフトに取り組むことの社会的重要性が強く認識されている [1]. さらに, 近年の半導体技術の飛躍的な進歩や, 動作周波数やチップ密度の増大にともない, バッテリー駆動する機器が大変増えている. このように, 社会的な側面, また技術的な側面からも, これから先の人々の暮らしのために, バッテリーの研究が盛んに行われている.

State Of Charge : SOC は, 完全に充電されたバッテリーに対して, どれくらいの割合が利用可能な容量として残っているか, というバッテリーの指標である. 信頼できるバッテリーの SOC を示すことがバッテリーマネジメントシステム (BMS) の役割の一つであり, また, それによってバッテリーの動作性の向上, および寿命を延ばすこともできる. 充電率推定は温度や容量, 内部抵抗といった, 様々な要因に影響を受けるため, 大変複雑であり, 電流積算法や, ニューラルネットワーク手法など, たくさんの推定手法が提案されてきた. しかし, 電流積算法は広く使われてきた手法であったが, 初期充電率を必要とする点や, 計測のステップの度に誤差も積算されるという問題がある [2][3]. また, ニューラルネットワーク手法では, 初期充電率を必要とせず, 精確な充電率の推定が可能であるが, 計算コストが非常に高い, といった問題を抱え

ている [4][5].

そこでさらに提案されたカルマンフィルタに基づいた手法は, 初期 SOC を必要とせずとも精確な充電率の推定が可能であるが, 測定誤差などといった, システムの統計的性質を必要とする [6]-[10]. これが精確に得られていないと, 大きな誤差を生む要因となってしまう. しかしながら, バッテリーの放電過程は, 物理的にも化学的にも複雑な過程の一つであるため, 精確な統計的性質を得ることは難しい. また, バッテリーを使用する自動駆動するロボットなどを想定した場合, 周囲の磁場の影響なども考えると, 前もって精確な統計的性質を得ることはさらに困難なこととなる. そこで, 未知環境下における統計的な性質を必要とせず, 推定誤差をなるべく小さくするよう,  $H_\infty$  制御を用いてオブザーバゲインを決定する,  $H_\infty$  オブザーバ手法が提案された [11]. しかし, 文献 [11] においては, 周囲環境からの影響が未知であるとしているのにも関わらず, バッテリーモデルへの影響を考慮しておらず, カルマンフィルタ手法との比較によりその有効性を示すにとどまっている. そのため本論文では, 周囲環境からの影響を考慮した変動パラメータを用いたモデルと  $H_\infty$  オブザーバを組み合わせることで, 真値との比較から精確な充電率推定として手法の有効性を示す.

### 2 問題設定

#### 2.1 充電率推定

SOC は, バッテリーを駆動させている間, その各時刻において直接観測することはできず, 現在は, 解放電圧 OCV と SOC の 1 対 1 関係を同定実験により求め, その OCV より SOC を求める手法が主流となっている. しかしこの OCV もまたバッテリーの外部からの観測によっては直接得ることの出来ない電圧値である. バッテリー電圧を外

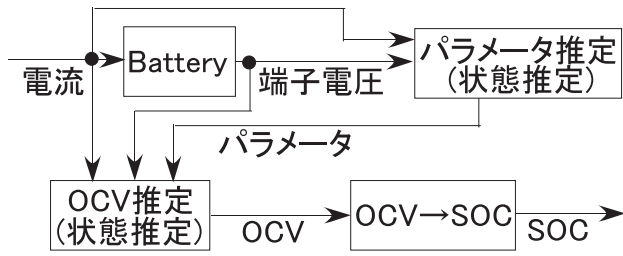


図 1: 充電率推定フローチャート

部から測定した値は、端子電圧と呼ばれ、この端子電圧と流れる電流から OCV を推定することによって初めて、SOC がわかる。

### 2.1.1 状態推定

充電率推定のためには、OCV の推定が必要であることは上で述べた。そしてさらに、その OCV を推定するためには、まずバッテリーを表現する等価回路のパラメータを推定する必要がある。そのため、パラメータを推定するためと OCV を推定するためとして、2 回の状態推定を順々に用いて、バッテリーの充電率を推定する。そのフローチャートを図 1 に示す。

以上、バッテリーの等価回路表現とそれに対して状態推定を用いることによって、バッテリー充電率推定を行う。

### 2.1.2 線形等価回路表現

バッテリー充電率推定のためには、バッテリーの複雑な多数の偏微分方程式で表現される反応を簡略化して表現するモデルが必要である。基本的には直達項と RC 並列回路の表現による簡略化によってバッテリーモデルを線形表現する。それによって線形等価回路モデルの入力を電流、出力を端子電圧という形で、バッテリー内部の時変パラメータを推定することが可能となる。

## 2.2 2 次等価回路

2 次等価回路表現の図を図 2 に示す。

### 2.2.1 パラメータ変動を考慮したモデル化手法

図 2 の記号表記についてまとめておく。

パラメータは時変のものと考えていると前述したが、表記の簡略化のために、パラメータに付随する  $(t)$  等は、(16), (24) 式の状態空間表現まで省略して数式展開を行う。まず、パラメータ推定を行うために、入力を  $i(t)$ 、出力を  $v(t)$  として、関係を伝達関数の形で求めて、その伝達関数の係数を求める。

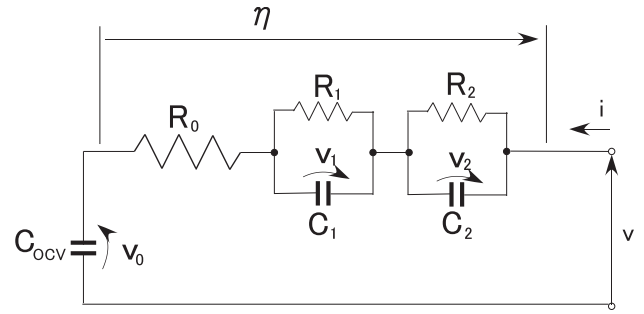


図 2: 2 次等価回路

表 1: 要素名称

記号	名称
$R_0$	内部抵抗
$R_1$	拡散抵抗 1
$R_2$	拡散抵抗 2
$C_{ocv}$	OCV をコンデンサの端子電圧と近似
$C_1$	拡散容量 1
$C_2$	拡散容量 2
$\eta$	過電圧
$v$	端子電圧
$v_0$	OCV
$v_1$	RC 並列回路 1 部電圧
$v_2$	RC 並列回路 2 部電圧
$i$	電流 (放電: $i < 0$ , 充電: $i > 0$ )

端子電圧は各部の電圧を足し合わせた値であるので、入出力のそれぞれを  $I(s)$ ,  $V(s)$  とすると、

$$V(s) = \left( \frac{1}{C_{OCV}s} + \frac{R_1}{R_1 C_1 s + 1} + \frac{R_2}{R_2 C_2 s + 1} + R_0 \right) I(s) \quad (1)$$

と表せる。これを

$$V(s) = \{(R_1 C_1 s + 1)(R_2 C_2 s + 1) + R_1(R_2 C_2 s + 1)C_{OCV}s + R_2(R_1 C_1 s + 1)C_{OCV}s + (R_1 C_1 s + 1)(R_2 C_2 s + 1)C_{OCV}s R_0\} I(s) / (R_1 C_1 s + 1)(R_2 C_2 s + 1)C_{OCV}s \quad (2)$$

として、展開してまとめ、逆ラプラス変換を行い、離散化し、ここで、

$$a_0 = 1 - \frac{Ts}{R_1 C_1} \quad (3)$$

$$a_1 = 1 - \frac{Ts}{R_2 C_2} \quad (4)$$

$$b_0 = R_0 \quad (5)$$

$$b_1 = -3R_0 + Ts \left( \frac{R_0}{R_2 C_2} + \frac{R_0}{R_1 C_1} + \frac{1}{C_1} + \frac{1}{C_2} + \frac{1}{C_{OCV}} \right) \quad (6)$$

$$b_2 = 3R_0 - 2Ts \left( \frac{R_0}{R_2 C_2} + \frac{R_0}{R_1 C_1} + \frac{1}{C_1} + \frac{1}{C_2} + \frac{1}{C_{OCV}} \right) + Ts^2 \left( \frac{R_0}{R_1 R_2 C_1 C_2} + \frac{1}{R_2 C_1 C_2} + \frac{1}{R_1 C_1 C_2} + \frac{1}{R_2 C_2 C_{OCV}} + \frac{1}{R_1 C_1 C_{OCV}} \right) \quad (7)$$

$$b_3 = -R_0 + Ts \left( \frac{R_0}{R_2 C_2} + \frac{R_0}{R_1 C_1} + \frac{1}{C_1} + \frac{1}{C_2} + \frac{1}{C_{OCV}} \right) - Ts^2 \left( \frac{R_0}{R_1 R_2 C_1 C_2} + \frac{1}{R_2 C_1 C_2} + \frac{1}{R_1 C_1 C_2} + \frac{1}{R_2 C_2 C_{OCV}} + \frac{1}{R_1 C_1 C_{OCV}} \right) + \frac{Ts^3}{R_1 R_2 C_1 C_2 C_{OCV}} \quad (8)$$

とすると,

$$(z - a_0)(z - a_1)(z - 1)V(z) = b_0 z^3 I(z) + b_1 z^2 I(z) + b_2 z I(z) + b_3 I(z) \quad (9)$$

とできる. ここでさらに,

$$\Delta V(z) = (1 - z^{-1})V(z) \quad (10)$$

と, 出力の差分を定義すると,

$$\Delta V(z) = \frac{b_0 z^3 I(z) + b_1 z^2 I(z) + b_2 z I(z) + b_3 I(z)}{(z - a_0)(z - a_1)z} \quad (11)$$

と書き換えられるので, 離散表現に直すと

$$\Delta v_k = (a_0 + a_1)\Delta v_{k-1} + (-a_0 a_1)\Delta v_{k-2} + b_0 i_k + b_1 i_{k-1} + b_2 i_{k-2} + b_3 i_{k-3} \quad (12)$$

より,

$$\boldsymbol{\theta} = \begin{bmatrix} a_0 + a_1 & -a_0 a_1 & b_0 & b_1 & b_2 & b_3 \end{bmatrix}^T \quad (13)$$

$$\boldsymbol{\varphi}_k = \begin{bmatrix} \Delta v_{k-1} & \Delta v_{k-2} & i_k & i_{k-1} & i_{k-2} & i_{k-3} \end{bmatrix}^T \quad (14)$$

とすることで, 線形回帰モデル

$$\Delta v_k = \boldsymbol{\theta}^T \boldsymbol{\varphi}_k \quad (15)$$

が得られる. この線形回帰モデルにおいて, 状態変数を  $\boldsymbol{\theta}$ , 出力を端子電圧の 1 ステップの差  $y_1 = \Delta v$ , プロセス雑音を  $\mathbf{w}_1(0, \mathbf{W}_1)$ , 観測雑音を  $q_1(0, Q_1)$  とおくと, 伝達関数の係数  $\theta$  に正規白色雑音が含まれると仮定し, (15) 式を次のような状態空間表現に書き換えることができる.

$$\begin{cases} \boldsymbol{\theta}_{k+1} = \boldsymbol{\theta}_k + \mathbf{w}_{1k} \\ y_{1k} = \boldsymbol{\varphi}_k^T \boldsymbol{\theta}_k + q_{1k} \end{cases} \quad (16)$$

この (16) 式に対して, カルマンフィルタを適用し, 状態変数を推定する. そこへさらに, (3) 式から (8) 式を変形することによって導かれる, 次の (17) 式から (22) 式に用いて, 図 2 の等価回路パラメータを求める.

$$C_{OCV_k} = \frac{(1 - a_{0k})(1 - a_{1k})Ts}{b_{0k} + b_{1k} + b_{2k} + b_{3k}} \quad (17)$$

$$C_{1k} = \frac{(1 - a_{0k})(a_{1k} - a_{0k})Ts}{a_{0k}^3 b_{0k} + a_{0k}^2 b_{1k} + a_{0k} b_{2k} + b_{3k}} \quad (18)$$

$$C_{2k} = \frac{(1 - a_{1k})(a_{0k} - a_{1k})Ts}{a_{1k}^3 b_{0k} + a_{1k}^2 b_{1k} + a_{1k} b_{2k} + b_{3k}} \quad (19)$$

$$R_{0k} = b_{0k} \quad (20)$$

$$R_{1k} = \frac{a_{0k}^3 b_{0k} + a_{0k}^2 b_{1k} + a_{0k} b_{2k} + b_{3k}}{(1 - a_{0k})^2 (a_{1k} - a_{0k})} \quad (21)$$

$$R_{2k} = \frac{a_{1k}^3 b_{0k} + a_{1k}^2 b_{1k} + a_{1k} b_{2k} + b_{3k}}{(1 - a_{1k})^2 (a_{0k} - a_{1k})} \quad (22)$$

次に, OCV 推定を行う. OCV 推定では, 図 2 の等価回路の各部分の電圧に正規性白色ノイズが含まれるという仮定の下で, その各部の電圧を推定するために状態推定を用いる. 各部の電圧と電流の関係から状態空間表現を行う. 出力方程式は, 各部分の足し合わせであるので,

$$v(t) = v_0(t) + v_1(t) + v_2(t) + R_0 i(t) \quad (23)$$

である. 状態変数  $\mathbf{x} = [v_0 \ v_1 \ v_2]^T$ , 入力  $u=i$ , 出力は端子電圧  $y_2=v$ , プロセス雑音  $\mathbf{w}_2(0, \mathbf{W}_2)$ , 観測雑音  $q_2(0, Q_2)$  とすると,

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{A}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{B}_k u_k + \mathbf{w}_{2k} \\ y_{2k} = \mathbf{C}_k \mathbf{x}_k + d_k u_k + q_{2k} \end{cases} \quad (24)$$

$$\mathbf{A}_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 - \frac{Ts}{R_{1k} C_{1k}} & 0 \\ 0 & 0 & 1 - \frac{Ts}{R_{2k} C_{2k}} \end{bmatrix} \quad (25)$$

$$\mathbf{B}_k = \begin{bmatrix} \frac{Ts}{C_{OCV_k}} \\ \frac{Ts}{C_{1k}} \\ \frac{Ts}{C_{2k}} \end{bmatrix} \quad (26)$$

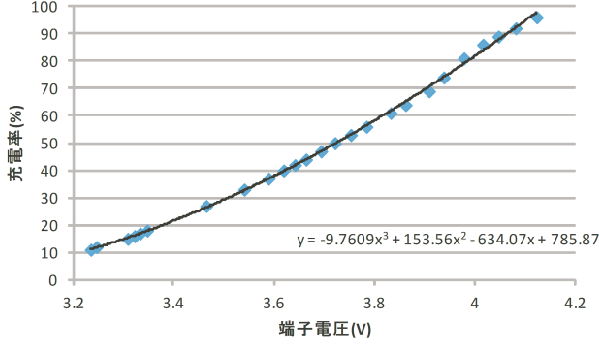


図 3: OCV-SOC 同定実験結果

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (27)$$

$$d_k = R_0 \quad (28)$$

と表現できる. この (24) 式に対して状態推定を適用し, OCV 推定を行う.

最後に, OCV 推定値を, OCV と SOC の同定実験から得られた 1 対 1 関係の近似曲線 (29) 式にあてはめて SOC を求める.

$$\begin{aligned} \text{SOC}(v_0(k)) \\ = -9.7609v_0^3 + 153.56v_0^2 - 634.07v_0 + 785.87 \end{aligned} \quad (29)$$

### 3 $H_\infty$ オブザーバ

#### 3.1 充電率推定のためのオブザーバ設計

充電率推定問題にオブザーバを用いる. 対象となる充電率推定問題の実システムは, (24) 式より, 雑音を  $w_0$   $= [w_2 \quad q_2]^T$ , また,

$$E = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (30)$$

$$F = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (31)$$

として,

$$\begin{cases} x_{k+1} = A_k x_k + B_k u_k + E w_{0k} \\ y_{2k} = C x_k + d_k u_k + F w_{0k} \end{cases} \quad (32)$$

(32) 式のように書き換えられる. 一方オブザーバシステムは状態空間表現の係数行列は同じで, 実システムとオブザーバシステムの出力の差分をフィードバックすることにより推定する状態変数を収束させることを目指す. つまり (32) 式に対応するオブザーバシステムは

$$\begin{cases} \hat{x}_{k+1} = A_k \hat{x}_k + B_k u_k + L_k (y_{2k} - \hat{y}_{2k}) \\ \hat{y}_{2k} = C \hat{x}_k + d_k u_k \end{cases} \quad (33)$$

と書ける. この時実システムとオブザーバシステムの誤差をとると,

$$e_{k+1} = (A_k - L_k C) e_k + (E - L_k F) w_{0k} \quad (34)$$

である. 以上のようにオブザーバを設計し, オブザーバゲイン  $L$  を自由に設計することで,  $(A - LC)$  行列の極を単位円内に配置することにより, システムを安定化させ状態推定を行うことができる.

#### 3.1.1 $H_\infty$ 制御の適用

オブザーバゲインの決定指標として, オブザーバシステムに対し,  $H_\infty$  制御を組み合わせることを考え, 実システムとオブザーバシステムの誤差をある所望の値  $\gamma$  以下になるような制約を設けてオブザーバゲインを設計する. これを数式表現すると次のようになる.

$$\|e\|_2 \leq \gamma \|w_0\|_2 \quad (35)$$

以上のことよりつまり,  $e$  と  $w_0$  に関して  $\gamma$  を含む関係式を作り, その  $\gamma$  を最小化するような最適化問題を解く, というアプローチをとる.

#### 3.1.2 推定誤差の安定性解析

オブザーバゲインを決定するために, 外乱に対してオブザーバシステムの誤差をなるべく小さくする LMI を考える. まず, リアプノフ関数を漸近安定性と内部エネルギーの減少と対応付けるため, 誤差の関数の 2 次形式で与えられるものとする. 行列  $P$  は正定対称であるとする.

$$V(e_k) = e_k^T P e_k \quad (36)$$

離散時間システムの安定性の評価する場合は, 差分

$$V(e_{k+1}) - V(e_k) \quad (37)$$

を評価する. (34) 式より, 上の式を展開する.

$$\begin{aligned} V(e_{k+1}) - V(e_k) \\ = e_k^T (A_k - L_k C)^T P (A_k - L_k C) e_k \\ + e_k^T (A_k - L_k C)^T P (E - L_k F) w_{0k} \\ + w_{0k}^T (E - L_k F)^T P (A_k - L_k C) e_k \\ + w_{0k}^T (E - L_k F)^T P (E - L_k F) w_{0k} - e_k^T P e_k \end{aligned} \quad (38)$$

この (38) 式の右辺を二次形式に書き直すと,

$$\begin{bmatrix} e_k \\ w_{0k} \end{bmatrix}^T \Omega \begin{bmatrix} e_k \\ w_{0k} \end{bmatrix} \quad (39)$$

ただし,

$$\begin{aligned} \Omega &= \begin{bmatrix} \beta_{211} & \beta_{212} \\ \beta_{221} & \beta_{222} \end{bmatrix} \\ \beta_{211} &= (A_k - L_k C)^T P (A_k - L_k C) - P \\ \beta_{212} &= (A_k - L_k C)^T P (E - L_k F) \\ \beta_{221} &= (E - L_k F)^T P (A_k - L_k C) \\ \beta_{222} &= (E - L_k F)^T P (E - L_k F) \end{aligned}$$

という形で表せる。ゆえに,

$$\Omega < 0 \quad (40)$$

という行列不等式条件を満たす場合, 誤差の関数  $e$  は漸近安定となる。またここで,

$$J = \sum_{k=0}^{\infty} [e_k^T e_k - \gamma^2 w_{0k}^T w_{0k}] \quad (41)$$

という評価関数を定義する。この時,

$$\begin{aligned} J &= \sum_{K=0}^{\infty} [e_k^T e_k - \gamma^2 w_{0k}^T w_{0k} + V(e_{k+1}) - V(e_k)] \\ &\quad - \sum_{k=0}^{\infty} [V(e_{k+1}) - V(e_k)] \quad (42) \end{aligned}$$

$$< \sum_{k=0}^{\infty} [e_k^T e_k - \gamma^2 w_{0k}^T w_{0k} + V(e_{k+1}) - V(e_k)] \quad (43)$$

という変形を施すと,  $J \leq 0$  となるための十分条件は, (43) の括弧内を変形し,

$$\begin{bmatrix} e_k \\ w_{0k} \end{bmatrix}^T \Psi \begin{bmatrix} e_k \\ w_{0k} \end{bmatrix} \quad (44)$$

ただし,

$$\Psi = \begin{bmatrix} \varphi_{111} & \varphi_{112} \\ \varphi_{121} & \varphi_{122} \end{bmatrix} \quad (45)$$

$$\begin{aligned} \varphi_{111} &= A^T P A - A^T P L C \\ &\quad - C^T L^T P A + C^T L^T P L C - P + I_3 \\ \varphi_{112} &= A^T P E - A^T P L F \\ &\quad - C^T L^T P E + C^T L^T P L F \\ \varphi_{121} &= E^T P A - E^T P L C \\ &\quad - F^T L^T P A + F^T L^T P L C \\ \varphi_{122} &= E^T P E - E^T P L F \\ &\quad - F^T L^T P E + F^T L^T P L F - \gamma^2 I_4 \end{aligned}$$

である。つまり以上の変形より,  $\gamma$  を最小化しつつ

$$\Psi < 0 \quad (46)$$

を満たす行列不等式を解く問題と置き換えることができる。これによって, オブザーバシステムの推定誤差  $e$  が漸近安定であるという条件を満たしつつ, 雑音の誤差に対する影響をなるべく小さく抑えたオブザーバゲインを求めることができる。

$$\|e\| - \gamma \|w_{0k}\| \leq 0 \Rightarrow \|e\| \leq \gamma \|w_{0k}\| \quad (47)$$

### 3.2 オブザーバゲインの算出法

これまでで行列不等式条件の導出を行い, それを解くことによってオブザーバゲインを求める述べたが, (45)(46) 式は, この形ではまだ LMI (Linear Matrix Inequality: 線形行列不等式) でない。いま導出した (45)(46) 式は, 未知の変数として  $P$  と  $L$ , またそれらの積を含む。そこで, 未知変数同士が掛けあわされている部分を新たな未知変数として置き換える。ここで,  $PL = X$ ,  $L^T PL = Y$  とすると, (45) 式は, 次のように書き換えられる。

$$\Psi = \begin{bmatrix} \beta_{211} & \beta_{212} \\ \beta_{221} & \beta_{222} \end{bmatrix} \quad (48)$$

$$\begin{aligned} \beta_{211} &= A^T P A - A^T X C - C^T X^T A + C^T Y C - P + I_3 \\ \beta_{212} &= A^T P E - A^T X F - C^T X^T E + C^T Y F \\ \beta_{221} &= E^T P A - E^T X C - F^T X^T A + F^T Y C \\ \beta_{222} &= E^T P E - E^T X F - F^T X^T E + F^T Y F - \gamma^2 I_4 \end{aligned}$$

以上のように変数変換し, (48) 式のように線形の形に書き換えることによって LMI として定式化する。

## 4 推定結果

ではここで, カルマンフィルタ手法 (図 4, 図 5),  $H_{\infty}$  オブザーバ手法 (図 6, 図 7) の 2 手法をまとめた結果を示す。青線がカルマンフィルタ,  $H_{\infty}$  オブザーバを用いた推定による結果となっており, 赤丸が真値である。真値は, バッテリーを長時間放置した際の端子電圧が OCV と近似できるため, 推定のための電流電圧を計測した際と同じ値の電圧値から放電を開始し, 500[s] ごとにバッテリー駆動を止め, 長時間放置した後の端子電圧を測定し, OCV として用いている。未知環境下での動作により, 事前に分散値が得られていない場合を考え, カルマンフィルタ手法に用いる分散値を変えて実験を行う。入力した分散値は Case:a, c が  $10^{-9}$ , Case:b, d が  $10^{-7}$  である。 $H_{\infty}$  オブザーバ手法もパラメータ同定はカルマンフィルタによって行っているため, 分散値による場合分けが存在する。

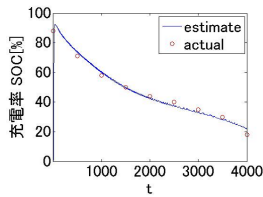


図 4: 充電率推定結果 (Case:a)

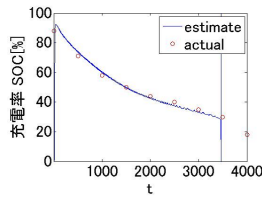


図 5: 充電率推定結果 (Case:b)

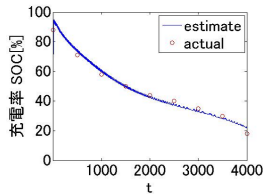


図 6: 充電率推定結果 (Case:c)

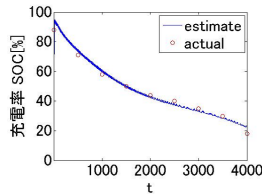


図 7: 充電率推定結果 (Case:d)

## 5 おわりに

本論文では、充電率推定のために、バッテリーを等価表現した回路の未知パラメータの推定、OCV の推定の 2 回の推定を行った。それにより、変動パラメータを考慮し、真値が分からない場合に設定する分散値の影響による推定値の最悪の誤差 (推定結果の発散の可能性) を排した、バッテリー真値を推定することを提案した。結果は示したように、分散値の入力を必要とすることなく、分散値を入力するカルマンフィルタとほぼ同程度の精度を保つたものを示すことが出来た。

## 参考文献

- [1] 林 泰弘, "これからのスマート社会と電気," 電気学会誌, vol.133, No.12, pp.787, 2013.
- [2] Kong Soon Ng, Chin-Sien Moo, Yi-Ping Chen, and Yao-Ching Hsieh, "Enhanced coulomb counting method for estimating state-of-charge and state-of-health of lithium-ion batteries," Applied Energy, vol. 86, no. 9, pp.1506-1511, September 2009.
- [3] B. S. Bhangu, P. Bentley, D. A. Stone, and C. M. Bigham, "Nonlinear Observers for Predicting State-of-Charge and State-of-Health of Lead-Acid Batteries for Hybrid-Electric Vehicles," IEEE Transactions on Vehicular Technology, Vol. 54, No. 3, pp. 783-794, May 2005.
- [4] Shen Yanqing, "Adaptive online state of charge determination based on neuro-controller and neural network," Energy Convers and Management, Vol. 51, No. 5, pp. 1093-1098, May 2010.
- [5] Mohammad Charkhgard, and Mohammad Farrokhi, "State-of-Charge Estimation for Lithium-Ion Batteries Using Neural Networks and EKF," IEEE Transactions on Industrial Electronics, Vol. 57, No. 12, pp. 4178-4187, December 2010.
- [6] Hongwen He, Rui Xiong, Xiaowei Zhang, Fengchun Sun, and JinXin Fan, "State of Charge Estimation of the Lithium-Ion Battery Using an Adaptive Extended Kalman Filter Based on an Improved Thevenin Model," IEEE Transactions on Vehicular Technology, Vol. 60, No. 4, pp. 1461-1469, May 2011.
- [7] Fengchun Sun, Xiaosong Hu, Yuan Zou, and Siguang Li, "Adaptive unscented Kalman filtering for state of charge estimation of a lithium-ion battery for electric vehicles," Energy, Vol. 36, No. 5, pp. 3531-3540, May 2011.
- [8] V. Pop, H. J. Bergveld, P. H. L. Notten, J. H. G. Op het Veld, and P. Regtien, "Accuracy analysis of the State-of-Charge and remaining run-time determination for lithium-ion batteries," Measurement, Vol. 42, No. 8, pp. 1131-1138, October 2009.
- [9] Wang Junping, Guo Jingang, and Ding Lei, "An adaptive Kalman filtering based State of Charge combined estimator for electric vehicle battery pack," Energy Conversion and Management, Vol. 50, No. 12, pp. 3182-3186, December 2009.
- [10] Jaemoon Lee, Oanyong Nam B. H. Cho, "Li-ion battery SOC estimation method based on the reduced order extended Kalman filtering, " Journal of Power Sources, Vol. 174, No. 1, pp. 9-15, November 2007.
- [11] Fei Zhang, Guangjun Liu, Lijin Fang, and Hongguang Wang, "Estimation of Battery State of Charge With  $H_{\infty}$  Observer: Applied to a Robot for Inspection Power Transmission Lines," IEEE Transactions on Industrial Electronics, Vol. 59, No.2, pp. 1086-1095, February 2012.