パラメータ依存状態空間モデルに基づく蓄電池のSOC推定*

大矢 将輝[†]・鷹羽 浄嗣[†]・林 磊[†]・石崎 龍[‡]・河原林直記[§]・福井 正博[†]

SOC Estimation of Lithium-Ion Batteries Based on Parameter-Dependent State-Space Model*

Masaki OYA[†], Kiyotsugu TAKABA[†], Lei LIN[†], Ryu ISHIZAKI[‡],
Naoki KAWARABAYASI[§] and Masahiro FUKUI[†]

This paper is concerned with the State-Of-Charge (SOC) estimation for lithium-ion batteries by using an equivalent circuit model and the extended Kalman filtering (EKF) technique. The physical parameters in the equivalent circuit are dependent on both the temperature and the SOC of the battery. We propose a new method for improving the estimation accuracy based on a parameter-dependent state-state space model. To be more specific, we derive a parameter-dependent state-space model by viewing these parameters as time-varying parameters, and then apply the extended Kalman filter to estimate the SOC. Experimental results demonstrate the effectiveness of the proposed method.

1. はじめに

近年関心の高まっているエネルギー管理において、電力を蓄えるための有用なデバイスとして蓄電池がある。このような蓄電池のうち、リチウムイオン蓄電池は高いエネルギー密度をもち、さまざまな電子機器に使用されている。一方、リチウムイオン蓄電池は過充電や過放電などの状況では、充電容量の劣化を加速することが知られている [1]。

リチウムイオン電池を安全かつ長期的に使用するためには、蓄電池の端子電圧と電流の測定値から充電状態 (State of Charge; SOC) を正確に推定する必要がある。

SOCの測定は、電流積算法という方法が広く使われていた ([1], pp. 203-204)。電流積算法は、電流を単に積算することによってSOCを決めているので、初期値誤差や電流センサの測定誤差を考慮できない [1, 2]。そこで、このような困難を克服するため、2004年のPlettの論文

以降、等価回路モデルと拡張 Kalman フィルタ (EKF) を用いたSOC推定法がいくつか提案されている [3, 4]。

これらのモデルベースの推定方法では、等価回路モデルの物理パラメータの値が必要であるが、初期の研究ではこれらを一定値のパラメータと仮定してSOCを推定していた [2-8]。しかし、実際には第4.1節の実験データに示すように、これらのパラメータは温度と蓄電池のSOCの両方に依存するため、動的に変化する。また、等価回路パラメータの温度依存性は、文献 [5, 6] でも指摘されている。高精度にSOCを推定するためには、物理パラメータの温度依存性とSOC依存性を考慮した推定方法を構築する必要がある。本論文では、このようなSOC推定の新しい方法を提案する。

関連する先行研究として、Baba, Adachi は、まず開回路電圧 (Open Circuit Voltage; OCV) を推定し、その後SOC-OCV特性に基づいてSOCを計算する間接的なSOC推定方法を提案している [7]。また、蓄電池の状態と物理パラメータを同時に逐次推定する手法も文献 [3, 6, 8] で提案されている。文献 [6] では物理パラメータの温度依存性を考慮しているものの、これらの先行研究では物理パラメータのSOC依存性を考慮せずブラックボックス的にこれらを推定している。

本論文では、パラメータ依存状態空間モデルに基づいて新しいSOC推定手法を提案し、18650型リチウムイオン蓄電池を用いた実験を通してその有効性を検証する。

* 原稿受付 2015年7月22日
第59回システム制御情報学会研究発表講演会にて一部発表 (2015年5月)

[†] 立命館大学 大学院 理工学研究科 Graduate School of Science and Engineering, Ritsumeikan University; 1-1-1 Noji-higashi, Kusatsu, Shiga 525-8577, JAPAN

[‡] (株) 東芝 Toshiba Corporation

[§] ヤマハ発動機 (株) Yamaha Motor Co. Ltd.

Key Words: SOC estimation, a parameter-dependent state-space model, extended Kalman filter.

具体的には、物理パラメータを時間的に変化するパラメータとして考え、パラメータ依存状態空間モデルを導出し、拡張 Kalman フィルタを適用する。この種の手法は、制御分野におけるゲインスケジューリングアプローチとして知られており、状態推定問題にも適用されている [9,10]。このようにして物理パラメータの温度と SOC による時間変化を考慮することにより、推定精度が改善することが期待できる。また、物理パラメータと SOC を同時推定する手法 [3,6,9] と比較して、提案手法では、物理パラメータの温度依存性と SOC 依存性の両方を陽にモデル化するため、推定結果に対する物理的な解釈・見通しが容易であるという特徴がある。

2. 蓄電池モデル

ここでは、リチウムイオン蓄電池の等価回路を介して、SOC 推定に用いるパラメータ依存状態空間モデルを導出する。

2.1 等価回路モデル

Fig. 1 Equivalent circuit model of a lithium-ion battery

リチウムイオン電池の等価回路モデルの一例を Fig. 1 に示す。ここで、 R_0 は電解質中のリチウムイオンの物質移動に対する抵抗で、 (R_1, C_1) は界面電荷移動抵抗を示す。また、開回路電圧 OCV は SOC と関係があり、蓄電池に負荷がかかっている場合、直接測定することができない内部電圧源である。端子電圧と電流を u_L と i で定義する。

まず、物理的パラメータが一定であるという仮定のもとで、Fig. 1 の等価回路から状態空間モデルを導出する。この等価回路のダイナミクスは、次式で与えられる。

$$C_1 \frac{du_1}{dt} + \frac{u_1}{R_1} = i \quad (1)$$

$$u_L = \text{OCV}(\text{SOC}) + u_1 + R_0 i \quad (2)$$

電流積算法の考え方に基づいて、充電状態 (SOC) は以下によって定義される。

$$\text{SOC}(t) = \frac{1}{\text{FCC}} \int_0^t i(\tau) d\tau + \text{SOC}(0)$$

すなわち、

$$\frac{d}{dt} \text{SOC} = \frac{i}{\text{FCC}} \quad (3)$$

ここで、FCC は満充電容量とよばれる定数である。

2.2 離散時間状態空間モデル

(1),(3) 式を前進 Euler 法によりサンプリング周期 Δt で離散近似すると、

$$u_{1k+1} = \left(1 - \frac{\Delta t}{R_1 C_1}\right) u_{1k} + \frac{\Delta t}{C_1} i_k \quad (4)$$

$$\text{SOC}_{k+1} = \text{SOC}_k + \frac{\Delta t}{\text{FCC}} i_k \quad (5)$$

を得る。ここで、 $u_{1k} := u_1(k\Delta t)$, $i_k := i(k\Delta t)$, $\text{SOC}_k := \text{SOC}(k\Delta t)$, $u_{Lk} := u_L(k\Delta t)$, ステップ数を k とする。状態ベクトル x_k および出力 y_k を

$$x_k = \begin{bmatrix} \text{SOC}_k \\ u_{1k} \\ R_{0k} \end{bmatrix}, \quad y_k = u_{Lk}$$

とすると、リチウムイオン蓄電池の状態空間モデルは次式のようにになる。

$$x_{k+1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \left(1 - \frac{\Delta t}{R_1 C_1}\right) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} x_k + \begin{bmatrix} \frac{\Delta t}{\text{FCC}} \\ \frac{\Delta t}{C_1} \\ 0 \end{bmatrix} i_k + w_k \quad (6)$$

$$y_k = \text{OCV}(\text{SOC}_k) + R_{0k} i_k + u_{1k} + v_k \quad (7)$$

ここで、 w_k, v_k は、平均値 0、共分散 Q, R の正規白色雑音である。状態方程式は線形であり、観測方程式の $\text{OCV}(\text{SOC}_k)$ のみ非線形性が残る。

従来法では、 R_1 と C_1 が一定であるという仮定のもとで、(6),(7) 式の状態空間モデルに EKF を適用していた [3-5]。しかし、実際には第 4.1 節の実験データに示すように、これらのパラメータは温度と蓄電池の SOC の両方に依存している。そのため、状態方程式 (6) は複雑な非線形性を有している。このような R_1, C_1 の T と SOC への依存関係を見放した場合、SOC の推定精度の低下につながる。この複雑な非線形性に対処するためにゲインスケジューリングアプローチに基づいて

$$\psi_k := \frac{1}{R_1 C_1}, \quad \phi_k := \frac{1}{C_1}, \quad \theta_k := (\psi_k, \phi_k)$$

と定義し、これらをオンラインで観測できる時変パラメータと見なせば、(6),(7) 式の状態空間モデルは、

$$x_{k+1} = F(\theta_k) + G(\theta_k) i_k + w_k \quad (8)$$

$$y_k = h(x_k, i_k) + v_k \quad (9)$$

と書き換えることができる。ただし、

$$F(\theta_k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 - \psi_k \Delta t & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad G(\theta_k) = \begin{bmatrix} \frac{\Delta t}{FCC} \\ \phi_k \Delta t \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$h(x_k, i_k) = \text{OCV}(\text{SOC}_k) + u_{1k} + R_{0k} i_k$$

である。よって、状態方程式 (8) は見かけ上線形となり、観測方程式 (9) にのみ非線形性が残る。

3. 推定アルゴリズム

パラメータ依存状態空間モデル (8), (9) に拡張 Kalman フィルタを適用すれば、次の推定アルゴリズムを得る。
初期値設定：

$$\hat{x}_{0|-1} = \hat{x}_0, \quad P_{0|-1} = \Sigma_0 \quad (10)$$

時間更新：

$$\hat{x}_{k+1|k} = F(\theta_k) \hat{x}_{k|k} + G(\theta_k) i_k \quad (11)$$

$$P_{k+1|k} = F(\theta_k) P_{k|k} F(\theta_k)^\top + Q \quad (12)$$

観測更新：

$$\hat{x}_{k|k} = \hat{x}_{k|k-1} + K_k [y_k - h(\hat{x}_{k|k-1}, i_k)] \quad (13)$$

$$K_k = P_{k|k-1} H_k^\top [R + H_k P_{k|k-1} H_k^\top]^{-1} \quad (14)$$

$$P_{k|k} = P_{k|k-1} - K_k H_k P_{k|k-1} \quad (15)$$

$$H_k = \left. \frac{\partial h(x_k, i_k)}{\partial x_k} \right|_{x=\hat{x}_{k|k-1}} = \left[\left. \frac{d\text{OCV}}{d\text{SOC}} \right|_{\text{SOC}=\widehat{\text{SOC}}_{k|k-1}} \quad 1 \quad i_k \right]$$

上記の推定アルゴリズムにおいて、パラメータ θ_k の値をあらかじめ得ることは不可能なので、各時刻で温度 T の観測値と充電率 SOC の推定値から θ_k を算出する必要がある。そのために、後述するように、事前に θ と T , SOC との関係を非線形関数として同定しておき、その関数から $\theta_k = \theta(T_k, \widehat{\text{SOC}}_{k|k-1})$ によって求める。

4. 実験

本実験では、18650 型リチウムイオン蓄電池を実験対象として、恒温層内の気温（環境温度）を制御しながら、端子電圧、電流および環境温度を計測した。実験で使用する蓄電池の仕様を Table 1 に示す。ただし、FCC の実測値は、放電実験では 2252[mAh]、充電実験では 2245[mAh] であった。また、サンプル周期は $\Delta t = 1[\text{s}]$ とした。

4.1 物理パラメータ同定

まず、交流インピーダンス法により R_1, C_1 の値を測定する。環境温度と SOC をさまざまな値に固定し 0.08[Hz] から 3[kHz] の周波数範囲で交流インピーダンスを測定し、Nyquist 線図を描く。得られた Nyquist 線図から R_1 と C_1 を読み取る。交流インピーダンス測定の実験条件

Table 1 Battery specifications
CGR-18650CH Li-ion battery

Nominal capacity (FCC)	2250[mAh] (8250[Asec])
Nominal voltage	3.6[V]
The highest voltage	4.2[V]
Cut-off voltage	3[V]

Table 2 Experimental condition

Atmospheric temperature	0, 5, 10, 15, 20, 25, 30, 35, 40, 45
SOC[%]	20, 30, 40, 50, 60, 70, 80, 90, 100
Set voltage[V]	3.00~4.2
Discharge current[A]	1.125(0.5C)
Alternating current	8 % of the discharge current
Set frequency[Hz]	3000~0.08

は Table 2 の通りである。

環境温度と SOC の各組合せで上記の測定値から $\psi = 1/(R_1 C_1)$ と $\phi = 1/C_1$ を計算しプロットした結果を Figs. 2~5 に破線で示す。Figs. 2, 4 においてパラメータ (ψ, ϕ) が環境温度 T に対して増加傾向にあることを考慮して、 (ψ, ϕ) と (T, SOC) との関数関係を次のようにモデル化する。

$$\psi = \frac{1}{R_1 C_1} = A_1 \exp(\alpha_1 T) \quad (16)$$

$$\phi = \frac{1}{C_1} = A_2 \exp(\alpha_2 T) \quad (17)$$

ここで $A_1, A_2, \alpha_1, \alpha_2$ は SOC の関数とする。

このモデルの各パラメータの同定手順を以下に示す。

ステップ 1 Table 2 の SOC の各値ごとに、最小 2 乗法により、Figs. 2, 4 の測定データに最も適合する $A_1, A_2, \alpha_1, \alpha_2$ を求める。

ステップ 2 $A_1, A_2, \alpha_1, \alpha_2$ を SOC の多項式関数で表し、最小 2 乗法により前のステップで得られた値にフィッティングさせる。本実験では、8 次の多項式でフィッティングした。

実験データと同定結果を、温度依存性と SOC 依存性の二つの観点から Figs. 2~5 に示す。Figs. 2, 4 に関しては、同定結果を見やすくするために、縦軸は自然対数をとっている。

4.2 OCV 同定

OCV と SOC との関係は、0.04[C] の微弱な電流で充放電したときの端子管電圧の測定値から同定する [4]。完全放電から満充電までと満充電から完全放電までの端子間電圧をそれぞれ 25 時間ずつ測定し、各時刻における二つの測定値の平均値を OCV 測定値として OCV-SOC 曲線 (Fig. 6 の赤破線) を得た。その二つの結果から平均値を取り、各 SOC 状態での OCV 曲線として近似した。

Fig. 2 Temperature dependency of $1/(R_1C_1)$ (dashed: experiment, solid: identified)

Fig. 3 SOC dependency of $1/(R_1C_1)$ (dashed: experiment, solid: identified)

Fig. 4 Temperature dependency of $1/C_1$ (dashed: experiment, solid: identified)

Fig. 5 SOC dependency of $1/C_1$ (dashed: experiment, solid: identified)

OCV-SOC 特性のモデルとして、次式の非線形関数がよく知られている [3]。本論文ではこのモデルを採用する。

$$\text{OCV} = K_0 - \frac{K_1}{\text{SOC}} - K_2 \text{SOC} + K_3 \ln(\text{SOC}) + K_4 \ln(1 - \text{SOC})$$

SOC = 0.001 ~ 0.999 (0.1% ~ 99.9%) の範囲における OCV を同定する。蓄電池の最大電圧が 4.2[V] であるので、SOC=99.9% に対する OCV が測定値と一致するという制約のもとで最小 2 乗法により $K_0, K_1, \dots, K_4$ を同定し、つぎの値を得た。

$$\begin{aligned} K_0 &= 3.4221, \quad K_1 = 5.1580 \times 10^{-4}, \\ K_2 &= -6.0520 \times 10^{-1}, \quad K_3 = 7.0480 \times 10^{-3}, \\ K_4 &= -2.3928 \times 10^{-2} \end{aligned}$$

この値に対応する OCV-SOC 曲線を Fig. 6 に青い実線で示す。

Fig. 6 Identification result of OCV

4.3 SOC 推定実験

4.3.1 放電実験

満充電状態から放電をしたときの SOC 推定実験を行った。この実験では、温度変化が小さい場合と大きい場合の SOC 推定を行った。EKF アルゴリズムを実行するために、共分散 Q, R の値を決定しなければならない。文献 [4] は、共分散の値の適当な範囲で平均 2 乗誤差を基準にグリッド探索を行うことにより、 Q, R の値を設定する方法を提案した。本論文でもこの方法に基づいて $Q = 10^{-5} I_3$, $R = 0.2$ と設定した。また、初期値は、20% の SOC 初期推定誤差があるとの仮定のもとで、実際の物理変数のスケールを考慮して $\hat{x}_{0|1} = [0.8 \ 0.08015 \ 0.022]^T$, $\Sigma_0 = \text{diag}(10^{-3}, 10^{-2}, 10^{-6})$ とした。

比較のため、交流インピーダンス測定で得た温度 $T = 25^\circ\text{C}$ 、SOC=50[%] のときの R_1, C_1 値に固定した EKF でも、上記と同じ条件で SOC 推定を行った。

温度変化が小さい場合の放電実験では、提案手法がパラメータの SOC 依存性を考慮していることを検証するために、環境温度を $25.0 \sim 25.8^\circ\text{C}$ の範囲 (Fig. 7) に保ったまま、Fig. 8 の入力電流を印加した。

満充電から完全放電までの推定結果を Fig. 9 に示す。ただし、蓄電池試験装置により満充電状態から精密計測した電流積算値を SOC の真値とみなして推定誤差を評価している。Fig. 9 において、時間が経過し SOC が低くなったところでは提案手法の方が R_1, C_1 固定の場合よりも推定精度が良くなっている。これは、Fig 10 を用いて次のように説明できる。すなわち、SOC が 20% よりも小さいときには、固定パラメータの値 (黒色実線) と

Fig. 7 Atmospheric temperature profile

Fig. 8 Input current profile

(a) SOC estimates

(b) Estimation errors

Fig. 9 Estimation results (discharge with small temperature change)

実際の測定データ（緑色破線）との誤差が大きくなっているため固定パラメータによるEKFの推定精度が低下する。一方、提案手法ではパラメータの値（緑色実線）が測定データに追従しているため、推定精度の低下が見られない。

つぎに、温度変化が大きい場合の放電実験では、Fig. 11のように環境温度を変化させながら、Fig. 12の入力電流を印加した。

満充電から完全放電までの推定結果をFig. 13に示す。

(a) $1/R_1C_1$ vs SOC (b) $1/C_1$ vs SOC

Fig. 10 SOC dependency of circuit parameters

Fig. 11 Atmospheric temperature profile

Fig. 12 Input current profile

この図からわかるように、物理パラメータを固定した場合の推定結果では、7000秒後に推定精度が大きく低下した。一方、提案手法では、SOCがほとんどなくなるまで推定誤差は2[%]以下である。これは、Fig. 14からわかるように、温度が上昇するにつれてSOCが20%以下のところで、パラメータ値が急激に変動するようになるが、固定パラメータを用いた場合はこの変化に追従できず、推定誤差が増大する結果となっている。これに対して、提案法ではパラメータ値の変化に追従して、良好な推定精度を維持できている。よって、SOCだけでなく蓄

(a) SOC estimates

(b) Estimation errors

Fig. 13 Estimation results (discharge with large temperature change)

電池の温度依存性をも考慮することにより推定精度を改善することができた。

4.3.2 充電実験

完全放電状態から充電をしたときの SOC 推定実験を行った。放電実験と同様に文献 [4] に基づいて、EKF の各共分散行列を $Q = 10^{-5} I_3$, $R = 0.2$ とした。同じく 20% の SOC 初期推定誤差を想定して、初期値を $\hat{x}_{0|-1} = [0.2 \ 0.0996 \ 0.0236]^T$, $\Sigma_0 = \text{diag}(10^{-4}, 10^{-2}, 10^{-8})$ に設定した。

また、比較のため、交流インピーダンス測定で得た温度 $T = 25^\circ\text{C}$, SOC = 50% のときの R_1 , C_1 値に固定した EKF でも、上記と同じ条件で SOC 推定を行った。

実験では、環境温度を $10 \sim 45^\circ\text{C}$ の範囲 (Fig. 15) に保ったまま、Fig. 16 の入力電流を印加した。

完全放電から満充電までの推定結果を Fig. 17 に示す。ただし、蓄電池試験装置により完全放電状態から精密測定した電流積算値を SOC の真値とみなして推定誤差を評価している。この図からわかるように、物理パラメータを固定した従来法では、2500 秒後に推定精度が大きく低下した。一方、提案手法では、SOC がほとんどなくなるまで推定誤差は 2[%] 以下である。Fig. 14(a),(b) において、固定パラメータ (黒色直線) は、SOC と T がともに大きいときの測定データ (赤色破線) と大きく違っているため、固定パラメータによる推定値は精度が低下している。一方、提案手法では、パラメータ値 (赤色実線) が測定データに追従しているため、良好な推定精度を維持している。よって充電の場合も、物理パラメータの SOC と環境温度に対する依存性を考慮することによ

(a) $1/R_1 C_1$ vs T (b) $1/R_1 C_1$ vs SOC (c) $1/C_1$ vs T (d) $1/C_1$ vs SOC

Fig. 14 Temperature and SOC dependencies of circuit parameters

Fig. 15 Atmospheric temperature profile

Fig. 16 Input current profile

(a) SOC estimates

(b) Estimation errors

Fig. 17 Estimation results (charge with large temperature change)

り推定精度を改善することができると考えられる。

(注意 1) 交流インピーダンス法によるパラメータ測定値 (Figs. 2~5 破線) は、必ずしも精度が高いとはいえず変動が大きいため、同定結果との乖離が見られる。それにもかかわらず良好な SOC 推定精度を得られた理由は、以下の通りであると考えられる。まず、 $\phi = 1/C_1$ の値は 3×10^{-3} 以下と小さいので、このパラメータに関する同定誤差が SOC 推定に及ぼす影響は小さい。したがって、 $\psi = 1/(R_1 C_1)$ の同定誤差の影響のみに着目する。温度依存性については、Fig. 2 において良好な同定結果を得ており、 ψ の温度依存性の特徴をよくとらえている。SOC 依存性については、Fig. 3 に示すように SOC が 40[%] 以上では同定誤差が大きい。従来法 (固定パラメータ値) と提案法の SOC 推定精度が顕著に違うのは、放電実験では SOC が小さい領域であり、充電実験では SOC が大きい領域においてである。SOC が 40[%] 以下で同定誤差が十分小さいので、放電実験で提案法の SOC 推定精度が良好なのは妥当である。一方、充電実験では、SOC

が大きい領域での同定誤差に比較して、温度に対するパラメータ値の変化量の方が大きいため、同定誤差が提案法の SOC 推定精度に及ぼす影響は小さかったと解釈できる。

(注意 2) 以上の実験では、端子電圧と電流に加えて、恒温槽内の気温 (環境温度) を計測した。現有の実験設備の都合上環境温度を測定したが、熱容量の小さい 18650 型セル単体を用いたので、環境温度と電池温度はほぼ等しいとみなして実験を行った。近年は安価で小型のさまざまなセンサが普及しているので、実際の利用環境のもとでは、小型温度センサを貼付して蓄電池の表面温度を計測すれば提案手法を実装することができると考えられる。

5. おわりに

拡張 Kalman フィルタによるリチウムイオン蓄電池の SOC 推定において、等価回路パラメータが環境温度および SOC に依存することに着目して、パラメータ依存状態空間モデルを用いて SOC 推定精度を向上させる方法を提案した。さらに、18650 型リチウムイオン蓄電池を用いて実験を行い、提案手法の有効性を確かめた。

本手法の特徴として、第 4 節で考察したように、パラメータの温度や SOC への依存性を陽に表現することによって、推定結果に対する物理的解釈・見通しが良くなったことが挙げられる。

電池内部のさまざまな物理現象を説明するためには詳細な電池モデルが必要となるが、SOC 推定に適用するには計算複雑さとのトレードオフが存在する。本論文で用いたゲインスケジューリングの考え方に基づくパラメータ依存状態空間モデルは、このようなトレードオフを回避するための一つの手段である。等価回路以外の詳細な電池モデル (電気化学モデルなど) に対して、このようなアプローチを発展させていくことは今後の重要な課題であるといえる。

参考文献

- [1] P. Weicker: *A Systems Approach to Lithium-Ion Battery Management*, Artech House (2014)
- [2] A. Baba and S. Adachi: State of charge estimation of HEV/EV battery with series Kalman filter; *Proc. of SICE Annual Conference 2012*, pp. 20–23 (2012)
- [3] G. L. Plett: Extended Kalman filtering for battery management systems of LiPB-based HEV battery packs: Part 2. Modeling and identification; *Journal of Power Sources*, Vol. 134, pp. 262–276 (2004)
- [4] L. Lin, N. Kawarabayashi, M. Fukui, S. Tsukiyama and I. Shirakawa: A practical and accurate SOC estimation system for lithium-ion batteries by EKF; *Proc. of 2014 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC2014)*, pp. 1–6 (2014)
- [5] R. Ishizaki, L. Lin, N. Kawarabayashi and M. Fukui:

An SOC estimation system for lithium-ion batteries considering thermal characteristics; *Proc. of 19th Workshop on Synthesis and System Integration of Mixed Information Technologies (SASIMI2015)*, pp. 16–21 (2015)

- [6] A. Baba and S. Adachi: Simultaneous state of charge and parameter estimation of lithium-ion battery using log-normalized unscented Kalman filter; *Proc. of American Control Conference 2015 (ACC2015)*, pp. 311–316 (2015)
- [7] A. Baba and S. Adachi: State of charge estimation of lithium-ion battery using Kalman filters; *Proc. of 2012 IEEE Int. Conf. on Control Applications (CCA2012)*, pp. 409–414 (2012)
- [8] M. Partovibakhsh and G. Liu: An adaptive unscented Kalman filtering approach for online estimation of model parameters and state-of-charge of lithium-ion batteries for autonomous mobile robots; *IEEE Trans. on Control Systems Technology*, Vol. 23, No. 1, pp. 357–363 (2015)
- [9] N. T. Hoang, H. D. Tuan, P. Apkarian and S. Hosoe: Gain-scheduled filtering for time-varying discrete systems; *IEEE Trans. Signal Processing*, Vol. 52, No. 9, pp. 353–366 (2004)
- [10] Y. Hu and S. Yurkovich: Battery state of charge estimation in automotive applications using LPV techniques; *2010 American Control Conference*, pp. 5043–5049 (2010)

著者略歴

おおや まさき
大矢 将輝

1992年6月29日生。2015年3月立命館大学大学院理工学研究科博士前期課程（電子システム専攻）在学中。リチウムイオン蓄電池残量劣化推定に関する研究に従事。

たかば きよつぐ
鷹羽 浄嗣 (正会員)

1966年12月11日生。1991年3月京都大学大学院工学研究科応用システム科学専攻修士課程修了。同年4月京都大学工学部助手、その後、京都大学大学院情報学研究科助教授および准教授を経て、2012年4月立命館大学理工学部電気電子工学科教授となり、現在に至る。システム制御理論とその応用に関する研究に従事。博士（工学）。IEEE, SIAM, SICEなどの会員。

りん 磊
林 磊

2011年3月立命館大学大学院理工学研究科博士前期課程（創造理工学専攻）修了、現在、立命館大学大学院理工学研究科博士後期課程（電子システム専攻）在学中。リチウムイオン蓄電池残量計の高精度化についての研究に従事。

いし ざき りゅう
石 崎 龍

2014年3月立命館大学理工学部電子情報デザイン学科卒業、2016年3月立命館大学大学院理工学研究科博士前期課程（電子システム専攻）修了。同年4月（株）東芝インフラシステムソリューション社入社。在学中は、リチウムイオン蓄電池残量劣化推定に関する研究に従事。

かわらばやし なおき
河原林 直記

2014年3月立命館大学理工学部電子情報デザイン学科卒業、2016年3月立命館大学大学院理工学研究科博士前期課程（電子システム専攻）修了。同年4月ヤマハ発動機株式会社入社。在学中は、リチウムイオン蓄電池残量劣化推定に関する研究に従事。

ふくい まさひろ
福井 正博 (正会員)

1983年3月大阪大学大学院博士前期課程（電子工学専攻）修了。同年、松下電器産業（株）入社、1989～1991年カリフォルニア大学バークレー校にて客員研究員、2003年立命館大学理工学部教授。2004～2008年スーパーヒューマン知能システム研究センター長。自動配置配線、高位合成、モジュールおよびセル合成など半導体CADおよびシステムLSI設計手法の研究開発に従事。最近の興味は地球環境に貢献する電子技術、すなわち、低電力設計、スマートグリッド、数学的システム最適化技術など。工学博士。情報処理学会、電子情報通信学会、電気学会、自動車技術会、IEEE各会員。