

リチウムイオン蓄電池の高精度残量予測システムの開発と実装

林磊^{†1} 河原林直記^{†1} 福井正博^{†1}

拡張カルマンフィルタを用いて、リチウムイオン蓄電池の残量予測システムを構築し、実装と評価を行った。本手法の特徴は、マイコン実装を考慮し、状態関数を離散数値計算により表現し、取り扱うモデルも計算が容易な多項式で表現したことを特長とする。また、実験データを用いてカルマンフィルタが扱うモデルに含まれるノイズの最適探索を行った。結果として高精度な推定結果を達成することができた。また、同アルゴリズムを実際にマイコンに実装し、動作も確認した。

Development and Implementation of Accurate SOC Estimation System for Lithium-ion Batteries

LEI LIN^{†1} NAOKI KAWARABAYASHI^{†1} MASAHIRO FUKUI^{†1}

In this paper, we propose SOC (State of Charge) estimation system for Lithium-ion battery using the Extended Kalman filter. The proposed algorithm estimates the SOC using OCV-SOC Curve, internal impedance, and the external current and voltage of a battery. The state function is represented with discrete numeric formulas, and those models are written simple polynomial formulas to make the function on a micro-computer. The algorithm provides a noise tuning method using test discharge experiments. As the result, the system estimates accurate SOC. The system is implemented on a micro-controller.

1. はじめに

近年、低炭素社会に向けて、再生エネルギーの利用が大きな課題になっている。そのなかでも、電気エネルギーの貯蔵が重要な課題となっている。リチウムイオン蓄電池は電気エネルギー貯蔵の有望な技術として注目されている。従って、リチウムイオン蓄電池を制御する電池管理システム (Battery Management System) 技術はリチウムイオン蓄電池応用において不可欠である。電池管理システムにおいて、自己放電や劣化を検出するために、蓄電池残量予測は最も重要かつ基本的な技術である。しかし、それは内部抵抗による電圧降下、分極等の影響を受ける為、簡単ではない。本稿では、拡張カルマンフィルタを用いた高精度残量予測手法を提案し、実装と評価を行う。さらに、特性抽出と残量予測システムのパラメータのチューニング方法を説明する。

2. 背景

リチウムイオン蓄電池セルにおいて、残量に関係があり外部から観測可能な物理量は、蓄電池端子電圧と電流のみである。しかし、従来手法の電流積算法[1]は高い予測精度を実現するが、初期状態を知る必要がある。また、端子電圧法[2]は充放電による電圧降下、分極の影響で高予測精度を実現することは難しい。内部抵抗法[3]は簡単であるが、電池の内部抵抗と残量との依存性が少ないために、高予測精度を確保することが難しい。端子電圧、電流、内部抵抗、

分極による電池端子電圧の過度現象をモデル化して、拡張カルマンフィルタで処理する残量予測方法は高精度かつリアルタイム性の良い予測方法である。

しかし、従来の拡張カルマンフィルタを用いる残量予測方法[4]は、複雑な関数を使用しているため、計算量が大きく、実用的ではない。本稿では、マイコンに簡単に実装可能な離散数値計算を用いる電池モデルを提案し、拡張カルマンフィルタに実装する。さらに、実験により、拡張カルマンフィルタのシステムノイズと観測ノイズの最適値の設定方法の検討も行う。

3. 蓄電池モデル

本章では、残量予測に用いる蓄電池モデルと、そのモデルから蓄電池の特性を取得する方法を示す。実際の蓄電池を用いて、蓄電池の等価回路モデルのパラメータを決定するために行った実験について示す。実験対象電池は 18650 型である、スペックは以下の表で示す。

表 1 実験に用いたリチウムイオン蓄電池の仕様
Table 1 Specification of the battery for experimentation.

公称容量	2250 [mAh]
公称電圧	3.6 [V]
最大電圧	4.2 [V]
カットオフ電圧	3 [V]

3.1 等価回路モデル

等価回路モデル[5]を図 1 に示す。同モデルは電池の内部抵抗、正極と負極の分極による過度現象を表す RC 回路、

^{†1} 立命館大学大学院 理工学研究科
Ritsumeikan University Graduate School of Science and Engineering

および、無負荷状態の蓄電池電圧を意味する開放電圧 OCV (Open Circuit Voltage) から構成される。同モデルの中で OCV は理想電源で模擬され、内部抵抗は抵抗素子 R_0 で模擬され、分極は 2 つの RC 回路 (R_1, C_1, R_2, C_2) で模擬される。 u_1, u_2 はそれぞれの RC 回路間の電位差、 u_L は蓄電池の端子間電圧、 i は蓄電池から外部に流れる電流である。RC 回路の両端電圧 u_1, u_2 を微分方程式で表示すると、式 (1)、式 (2)、となる。式 (3) は蓄電池の端子間電圧と u_1, u_2 、電流 i 、内部抵抗 R_0 で表現した式である。

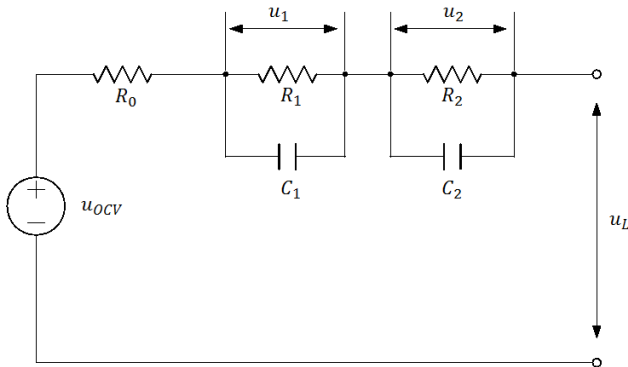


図 1 リチウムイオン蓄電池等価回路モデル

Figure 1 Equivalent Circuit Model of the Li-ion Battery.

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

$$C_2 \frac{du_2}{dt} + \frac{u_2}{R_2} = i \quad (2)$$

$$u_L = u_1 + u_2 + iR_0 + u_{OCV} \quad (3)$$

3.2 開放電圧 OCV

開放電圧 OCV は微小電流充放電による実験方法で測定する。残量 SOC=0 の時から 0.04C の微小電流で 25 時間充電した際の電圧変化曲線と、SOC=1 の時から 0.04C の微小電流で 25 時間放電した際の電圧変化曲線の中心値が、各 SOC 状態での OCV 曲線と近似する[6]。実験で計測した各 SOC 状態での OCV 曲線は図 2 で示す。

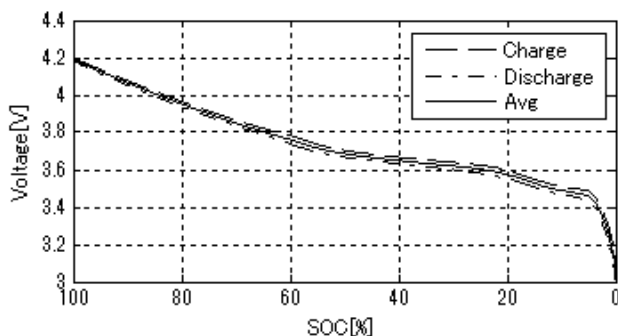


図 2 各 SOC 状態での OCV 曲線

Figure 2 SOC-OCV Curve.

SOC-OCV 曲線は複雑であるので、線形関数で表すのは難しい。我々は複雑な初等関数 (exponential 関数等) [4] を避けるために、相対的に簡単な多項式で回帰方法を選択した。式 (4) で表す。

$$OCV(SOC) = \sum_{i=0}^{12} a_i SOC^i \quad (4)$$

表 2 多項式の係数 a_i

Table 2 The Coefficient a_i of the function OCV - SOC

i	12	11	10	9
a_i	-25630.8	166855.8	-480815	807853.5
i	8	7	6	5
a_i	-877496	645717.3	-327917	114799.4
i	4	3	2	1
a_i	-27164.4	4163.834	-384.319	19.53954
i	0			
a_i	3.05528			

多項式で回帰した結果は図 3 で示す。回帰精度は最大誤差 9.233 [mV]、平均誤差は 1.071 [mV] である。

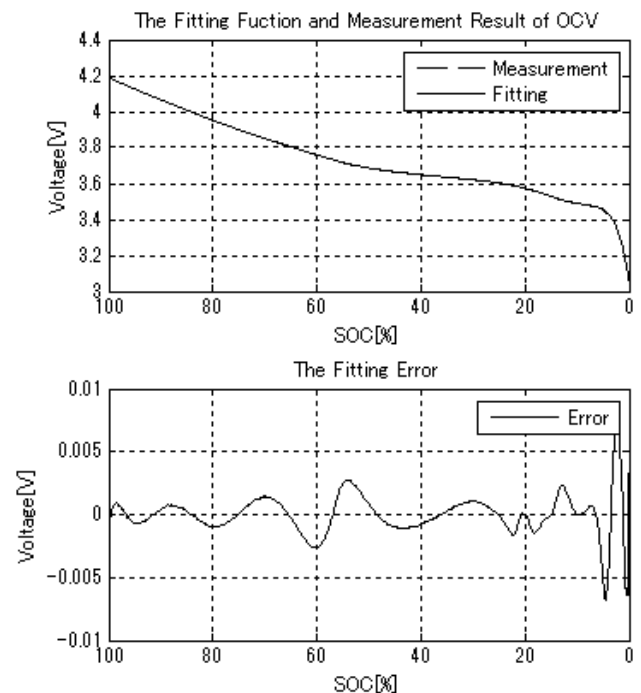


図 3 OCV - SOC 多項式の回帰結果

Figure 3 Fitting Error of OCV - SOC Function.

3.3 電池内部パラメータの確定

蓄電池モデルでは一定の電流*i*で一定の時間放電させた後に、電流*i*を除去したときからの電圧変化には、蓄電池モデルのRC回路で表される分極による電圧が含まれ、それは式(5)、(6)で表される。 $u_1(0)$ と $u_2(0)$ は分極RC回路の電流*i*を除去した瞬間の電圧である。その中で、 $\tau_1 = R_1 C_1$ 、 $\tau_2 = R_2 C_2$ である。

$$u_1 = u_1(0)(1 - e^{-t/\tau_1}) \quad (5)$$

$$u_2 = u_2(0)(1 - e^{-t/\tau_2}) \quad (6)$$

放電の時間が十分長くなると、 $u_1(0)$ と $u_2(0)$ は iR_1 、 iR_2 と近似できる。蓄電池の両端電圧は式(3)とSOC-OCV回帰式を利用して式(7)のようになる。

$$u_L = OCV(SOC) + iR_0 + u_1 + u_2 \quad (7)$$

蓄電池モデルを一定の電流*i*で一定の時間放電させた後に、電流*i*を除去したときからの蓄電池モデルの両端電圧回復量は式(8)の通りに示す。

$$\Delta u_L = iR_1(1 - e^{-t/\tau_1}) + iR_2(1 - e^{-t/\tau_2}) + iR_0 \quad (8)$$

式(7)を利用して一定の電流*i*で一定の時間放電させた後の電圧回復カーブのフィッティング結果から電池の内部パラメータを抽出することが可能となる。図4はSOC=0.9の時電圧回復曲線と回帰結果を示す。

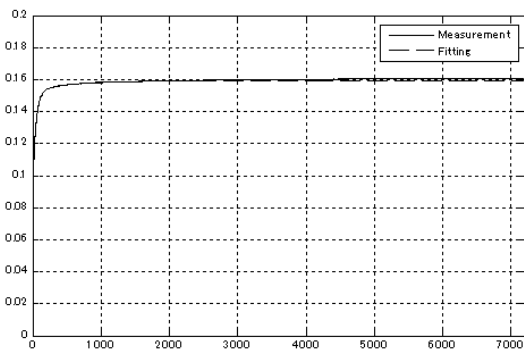


図 4 電圧回復曲線と回帰結果
Figure 4 SOC-OCV Curve and Fitting Result.

4. 拡張カルマンフィルタを用いる残量推定

カルマンフィルタは自動適応フィルタの一つであり、初期値による先験情報、白雑音の設定値および観測データからシステム状態を逐次推定するアルゴリズムである[7]。し

かし、電池のモデルは線形ではなく、カルマンフィルタは線形モデルだけに対応できるので、非線形モデルに適応される拡張カルマンフィルタを用いる残量推定アルゴリズムを構築する。

$$x_{k+1} = f(x_k) + b_u u_k + b_w \omega_k \quad (9)$$

$$y_k = h(x_k) + v_k \quad (10)$$

式(9)、(10)は、非線形離散時間確率システムモデルである。その中に、式(9)はシステム状態方程式、式(10)は観測方程式である。 $f(x_k)$ はある時刻の状態ベクトル x_k と次の時刻の状態ベクトル x_{k+1} につながる遷移関数、 $h(x_k)$ はある時刻の状態ベクトル x_k と観測ベクトル y_k につながる観測関数、 u_k は外部からの制御入力、 ω_k と v_k はシステムノイズと観測ノイズである。

4.1 蓄電池モデルにおけるシステム状態モデル

蓄電池モデルでは、式(11)のようにSOC、 u_1 、 u_2 と R_0 をシステム状態ベクトル設定し、 u_L を観測ベクトルに設定する。

$$x_k = [SOC(k) \quad u_1(k) \quad u_2(k) \quad R_0(k)]^T \quad (11)$$

式(1)と式(2)を前進オイラー法で解析すると、 $u_1(k+1)$ と $u_2(k+1)$ の時間遷移関係は以下の式になる。 Δt はサンプリング時間である。

$$u_1(k+1) = \left(1 - \frac{\Delta t}{R_1 C_1}\right) u_1(k) + \frac{i}{C_1} \Delta t \quad (12)$$

$$u_2(k+1) = \left(1 - \frac{\Delta t}{R_2 C_2}\right) u_2(k) + \frac{i}{C_2} \Delta t \quad (13)$$

式(12)、(13)を用いて、電池モデルのシステム状態方程式は式(14)で示す。式(15)は電池モデルの観測方程式である。その中の $OCV(SOC)$ はOCV-SOC関係関数である。

$$x(k+1) = \begin{bmatrix} SOC(k+1) \\ u_1(k+1) \\ u_2(k+1) \\ R_0(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \left(1 - \frac{\Delta t}{R_1 C_1}\right) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \left(1 - \frac{\Delta t}{R_2 C_2}\right) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} SOC(k) \\ u_1(k) \\ u_2(k) \\ R_0(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{\Delta t}{C_1} \\ \frac{\Delta t}{C_2} \\ \frac{\Delta t}{C_1} \\ 0 \end{bmatrix} \times i(k) + b_w \omega(k) \quad (14)$$

$$y(k) = u_L(k) = OCV(SOC) + i(k)R_0(k) + U_1(k) + U_2(k) + v_k \quad (15)$$

拡張カルマンフィルタは偏微分による線形化近似する非線形カルマンフィルタである，だから，行列の偏微分を取る必要である．式(16, 17)のようにシステム状態方程式と観測方程式を偏微分した結果である．ただし，提案した電池モデルでは，システム状態方程式は線形であるので，偏微分を取ると，同じである．

$$\widehat{A}_k = \left. \frac{\partial f(x_k, u_k)}{\partial x_k} \right|_{x_k = \widehat{x}_k} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \left(1 - \frac{\Delta t}{R_1 C_1}\right) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \left(1 - \frac{\Delta t}{R_2 C_2}\right) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (16)$$

$$\widehat{C}_k = \left. \frac{\partial h(x_k)}{\partial x_k} \right|_{x_k = \widehat{x}_k} = \left[\frac{dOCV}{dSOC} + \frac{dR_0}{dSOC} \times i_k \Big|_{SOC = \widehat{SOC}}, 1, 1, i_k \right] \quad (17)$$

4.2 カルマンフィルタによる処理フロー

カルマンフィルタは図5のように予測ステップとフィルタリングステップの順に反復処理を行う．流れとしては，事後推定値 \hat{x} と事後誤差共分散 P の初期値 $\hat{x}(0)$ ， $P(0)$ を与えてやり，次のステップの推定値である事前推定値 \hat{x}^- と，事前誤差共分散 P^- を計算する．これによりカルマンゲインを算出する．次に実際の観測データを参考して推定値 \hat{x} を修正する．同時に事後誤差共分散 P を更新して，これらの値をもとに次の時刻の推定を行う．この繰り返しの計算処理を観測終了まで行う．

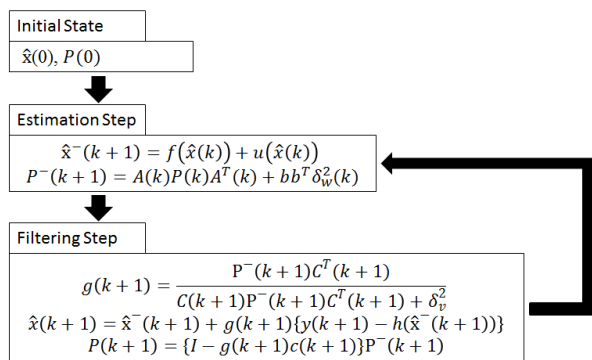


図 5 カルマンフィルタの計算処理フロー
 Figure 5 Extended kalman filter flowchart.

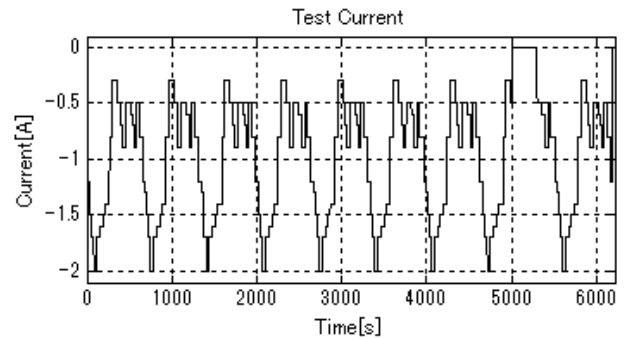
5. 残量測定実験

本稿で実装したアルゴリズムの精度を検証するため，実験実測値と本手法で実装したアルゴリズムが出力する残量との誤差を評価した．なお，誤差の比較はバッテリーテスト (PFX2021S) のデータを真値とし，比較を行う．誤差の計

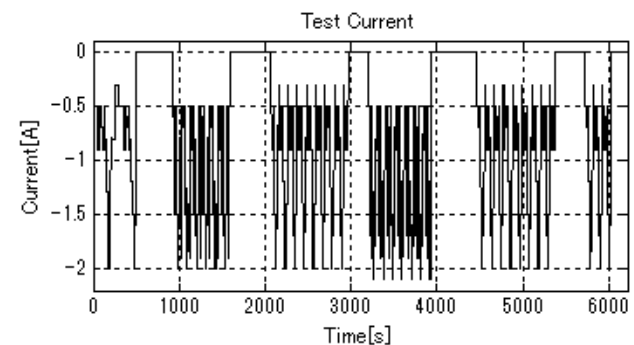
算は(18)式で行う．

$$Error = |SOC_{estimate} - SOC_{real}| \quad (18)$$

実装結果を説明するために，我々は2パターンの放電時間を用意した．図6のように，パターン1は模擬三角波形放電，パターン2は模擬ランダム波形放電である．



(a)



(b)

図 6 実験電流波形(a) パターン 1, (b) パターン 2

Figure 6 Current waveforms of the test discharge experiment, (a) pattern 1, and (b) pattern 2.

5.1 ノイズの設定方法

最適なノイズ設定をするために，実験データ(観測した放電電流電圧)を用いて最少二乗平均誤差(Mean Square Error)を基準としてノイズの探索実験を行う．探索領域に対してはシステムノイズを 10^{-7} から0.01まで設定する．その理由は残量1[Sec]の最大変化は $I_{max}/3600$ である．実行した実験の最大放電電流は1Cであり，SOC最大変化は0.01である．観測ノイズを0.001から0.2まで設定する．放電実験による電圧変化は0.2[V]は最大の変化率である．探索結果は図7のように示す．図を見ると，二乗誤差の最小領域は $\omega_k = [10^{-5}, 10^{-6}]$ $v_k = [10^{-1}, 3 \times 10^{-1}]$ である．図8は最小領域の結果である．誤差を最小するノイズ値は $\omega_k = 10^{-5}$ ， $v_k = 0.2$ であった．

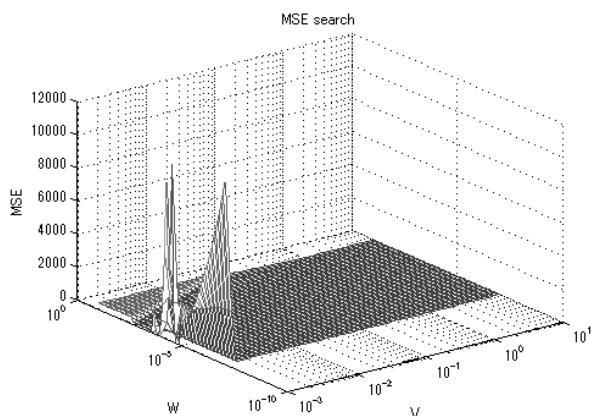


図 7 ノイズによる探索結果

Figure 7 Estimation error vs. noise. ω_k and v_k

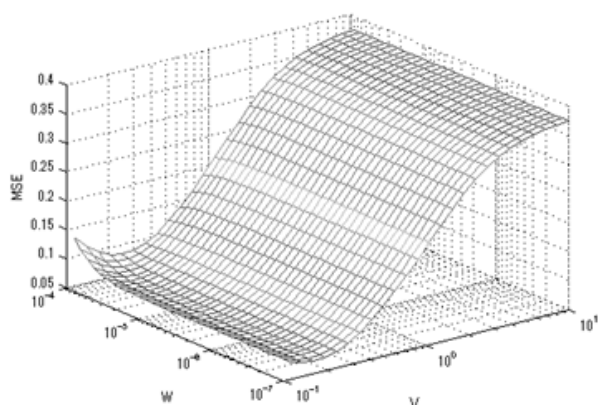
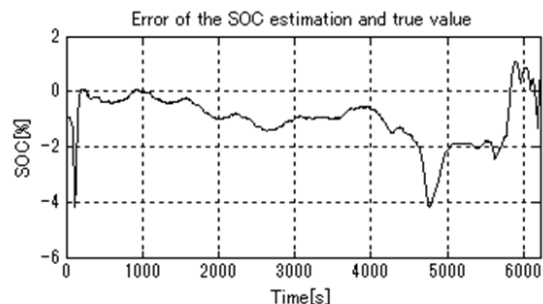


図 8 図 7 最小領域の拡大図

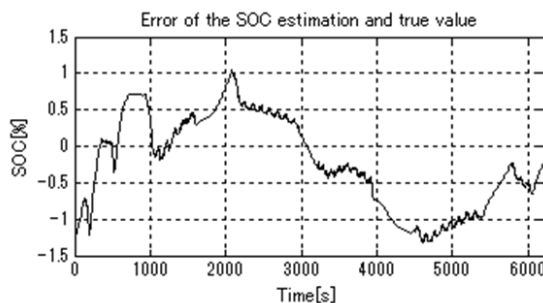
Figure 8 Enlarged view of Fig.7.

5.2 実装テスト

二つのテストパターンに対するノイズ設定の実験結果を示す. ノイズ設定は $\omega_k=10^{-5}$, $v_k=0.2$ と $\omega_k=0.0002$, $v_k=0.02$. 図9と図10はノイズ設定による結果を示す. 図9の最大誤差は2%, 一方で, 図10の最大誤差は4%であった. この精度は, 実用的に十分高精度であるといえる. さらに, 本アルゴリズムを実際にmbedマイコンに実装し, 動作を確認した. 本アルゴリズムの特徴であるところの「マイコンに簡単に実装可能」であることが確認できた.



(a)

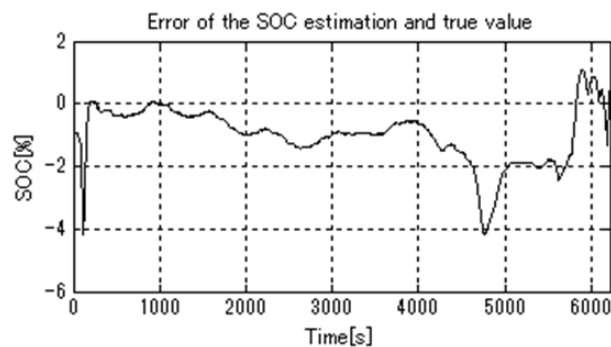


(b)

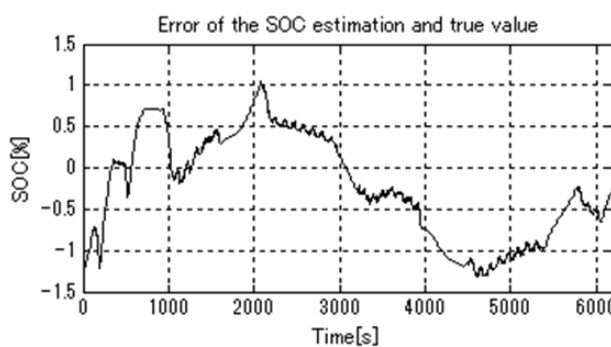
図 9 $\omega_k=10^{-5}$, $v_k=0.2$ の実験結果

(a) パターン 1, (b) パターン 2

Figure 9 Result of $\omega_k=10^{-5}$, $v_k=0.2$, for (a) pattern 1, and (b) pattern 2.



(a)



(b)

図 10 $\omega_k=0.0002$, $v_k=0.02$ の実験結果

(a) パターン 1, (b) パターン 2

Figure 10 Result of $\omega_k=0.0002$, $v_k=0.02$, for (a) pattern 1, and (b) pattern 2.

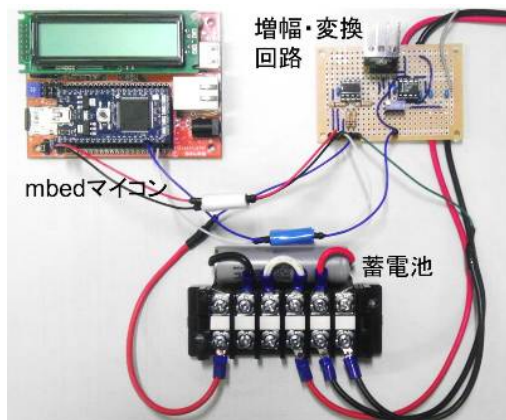


図 11 mbed マイコンへの実装例

Figure 11 Implementation example on mbed microcontroller

6. 結論

本稿では、蓄電池の内部特性を抽出して、拡張カルマンフィルタを用いて、残量予測システムを構築し、実装と評価を行った。その際、実験データを用いてノイズ設定の最適探索を行った。結果として 2%以内の誤差を達成することができた。また、同アルゴリズムは実際にマイコンに実装し、動作も確認した。

今後はリアルタイムデータから自動適応ノイズ設定手法を検討する。

謝 辞

本研究の一部は、環境省・地球温暖化対策技術開発・実証研究事業「離島・漁村における直流技術による自立分散エネルギーシステム技術の実証研究」の支援を得て実施した。

参考文献

- 1) G. Wu, R. Lu, C. Zhu, and C.C.Chan, "State of charge estimation for NiMH battery based on electromotive force method," in Proc. VPPC, pp.1-5, 2008.
- 2) F. Baronti, G. Fantechi, L. Fanucci, E. Leonardi, R. Roncella, R. Saletti, and S. Saponara, "State-of-charge estimation enhancing of lithium batteries through a temperature-dependent cell model," in Proc. Applied Electronics(AE), pp.1-5, 2011.
- 3) 藤本, 井上, 林, 福井, "PSoC を用いたリチウムイオン蓄電池の残量予測システムの実装と評価," 電子情報通信学会リコングャラブルシステム研究会, 2012.
- 4) 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.
- 5) M. Chen, and G. A. Rincon-Mora, "Accurate electrical battery model capable of predicting runtime and I-V performance," IEEE Trans. on Energy Conversion, vol.21, no.2, pp.504-511, 2011.
- 6) V. Pop, H.J. Bergveld, D. Danilov, P.P.L. Regtien, and P.H.L. Notten, Battery Management, Springer, pp.63-70, 2010.
- 7) 片山徹, 非線形カルマンフィルタ, 朝倉書店, 2011.