

蓄電池スマートセンサーの実装と評価

河原林 直記, 山本 祐介, 林 磊, 福井 正博

立命館大学大学院 理工学研究科 電子システム専攻
〒525-8577 滋賀県草津市野路東 1-1-1
E-mail: mfukui@se.ritsumei.ac.jp

あらまし スマートグリッドにおいて、蓄電池は基幹デバイスであり、大型の普及期を迎えようとしている。しかし、蓄電池は、劣化、温度による特性の変動が大きく、個々の蓄電池の性能を十分に引き出すことが困難である。本稿では、無線機能を搭載し蓄電池状態を監視、WEB 上でデータを蓄えるシステムについて概説する。次に、同システムに搭載する実用的で高精度な残量推定アルゴリズムと、低価格なマイコンを用いた実装例について紹介する。

キーワード リチウムイオン蓄電池、スマートグリッド、スマートセンサー

Implementation and Evaluation of the Battery Smart Sensor

Naoki KAWARBAYASHI, Yusuke YAMAMOTO, Lei LIN, and Masahiro FUKUI[†]

Graduate School of Science and Engineering, Ritsumeikan University
1-1-1 Noji-higashi, Kusatsu, Shiga 525-8577, Japan
E-mail: mfukui@se.ritsumei.ac.jp

Abstract This paper shows the system to monitor the battery condition by the attached sensor. It accumulates the measured data onto the WEB. The battery sensor is implemented with a microcomputer. We have developed a high accurate and practical SOC sensor using the Extended Kalman filter as a function of the battery sensor. Based on those developments, we discuss "battery smart sensor technique for smart grids for near future."

Keywords Li-ion battery, Smart grid, Smart Sensor

1. 序論

スマートグリッドは、分散型及び双方向型の次世代電力網ネットワークである。スマートグリッドでは、電力と情報を融通することにより効率的な電力運用が実現される。電力の貯蔵には蓄電池が用いられ、系統安定用・電気自動車用・再生可能エネルギーなど用途

はさまざまである。加えて、近年低炭素社会実現を目指す社会的背景から、太陽光発電や電気自動車等が注目され研究が盛んになされている。電力貯蔵デバイスであるリチウムイオン蓄電池は比較的、高出力・高容量の蓄電池であるが、安全性・低コスト化が課題である。リチウムイオン蓄電池を安全的・効率的に運用するためには、蓄電池センサーによる蓄電池のリアル

タイム制御・監視システムが必要である。蓄電池最適管理のためには蓄電池の状態を正確に把握することが鍵となる。しかし、蓄電池は劣化や製造ばらつきによって蓄電池の特性変動するために最適管理が困難である。この課題に対して、蓄電池スマートセンサーに求められる機能は、蓄電池の劣化を診断するためのアルゴリズム、蓄電池の特性・劣化に大きく関連する蓄電池残量の正確な把握である。

蓄電池残量 SOC(State-of-Charge)は、蓄電池制御のための基本的な技術であり SOCを推定方法はさまざまである。出力電圧[1]・内部抵抗による SOC 推定手法[2]、電流積算法[3]などがある。出力電圧手法は、原理・実装ともに簡便ではあるが、蓄電池の電圧と SOC 依存性が小さい蓄電池に対しては精度が悪い。内部抵抗による SOC 推定法は、内部抵抗の計測ばらつきによって正確な依存性を把握することが困難である。電流積算法は、蓄電池を必要とする多くの機器で用いられ、精度は比較的高い。しかし、バイアスノイズや測定ノイズの影響を受けやすく、これらのノイズ成分をフィードバックする構造を含まない。我々が SOC 推定に用いる拡張カルマンフィルタによる手法は、ノイズ成分を事前に設定することによりこれらのノイズ成分を取り除くことができる[4]。

本稿では、蓄電池スマートセンサーを用いた蓄電池のリアルタイム監視システムについて述べる。加えて、蓄電池スマートセンサーに実装する拡張カルマンフィルタを用いた高精度残量推定手法のマイコン実装例について述べる。

2. 蓄電池スマートセンサー

2.1. IEEE1888 通信規格

蓄電池スマートセンサーで用いる通信規格は IEEE1888 プロトコルである。この通信規格は、スマートグリッドにおける蓄電池を必要とする環境に適応するためである。IEEE1888 は、センサーデータと制御データに関して、インターネットを用いて自由に交換するためのオープンな通信規格である。IEEE1888 をベースにしたスマートハウスやスマートビルシステムを開発していくと、他社間のデータ連携を現場レベルで共存させることが可能になり、システムの改良がスムーズに進むようになる。このように IEEE1888 は、上述したような柔軟性を持っているため、システムの改良がスムーズに進むようになる[5]。実装に使用した mbed マイコンも、IEEE1888 規格に沿うものである。

2.2. スマートセンサーシステム構成

システム(図 1)は、無線ノード、ゲートウェイ、集計サーバ、表示クライアントで構成される[6]。無線ノード(図 2)は、ロガー基板とセンサー基板から構成されており、ロガー基板は ARM の mbed と無線モジュールから構成されている。ロガー基板は外部ゲートウェイの指示でセンサー基板から一定間隔で測定データを取得し、時間情報をバッファリングする。また外部ゲートウェイからの要求に応じて測定情報を送出する。センサー基板は、電流、電圧および温度センサーの測定値をロガー基板に送出する。

ゲートウェイとの通信は、Bluetooth 通信で行う。ゲートウェイは、IEEE1888 規格で規定された Windows アプリケーションであり、本プログラムは、無線ノードと Bluetooth SPP 通信を行い、センサー測定情報を取得して集計サーバに登録する。集計サーバ(図 3)には、HP が設定されており、Web ブラウザにより登録された測定情報を確認できる。時系列の測定情報をポイント毎に管理する。また、Web ブラウザからポイント毎のデータ履歴が得られる。

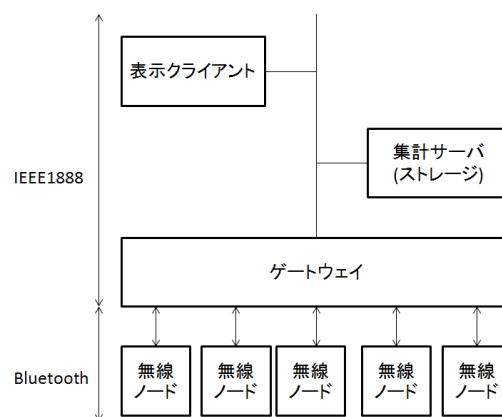


図 1. スマートセンサー構成

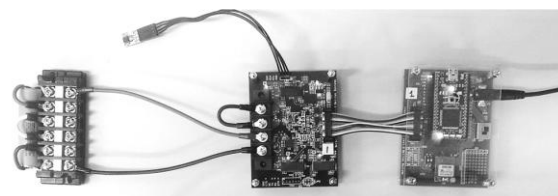


図 2. 無線ノード

Point ID	Time	Value
http://soliton.co.jp/Node.0001/current	2014-02-10 13:54:20.513	0.010
http://soliton.co.jp/Node.0001/temperature	2014-02-10 13:54:20.513	23.938
http://soliton.co.jp/Node.0001/voltage	2014-02-10 13:54:20.513	3.330
http://soliton.co.jp/Node.0002/current	2014-02-10 13:54:23.044	-0.037
http://soliton.co.jp/Node.0002/temperature	2014-02-10 13:54:23.044	23.320
http://soliton.co.jp/Node.0002/voltage	2014-02-10 13:54:23.044	3.289

図 3. 集計サーバ

3. 高精度残量推定

3.1. 蓄電池等価回路モデル

拡張カルマンフィルタを用いた蓄電池残量推定には、蓄電池の電圧等価回路モデルパラメータを事前に把握する必要がある。高精度残量推定のポイントは、正確なモデルパラメータを測定することである[7]。我々がパラメータ測定に用いたモデルを図 4 に示す。このモデルは、蓄電池の電圧過渡応答現象を起電力と内部抵抗および 2 段の RC 回路で模擬したものである。

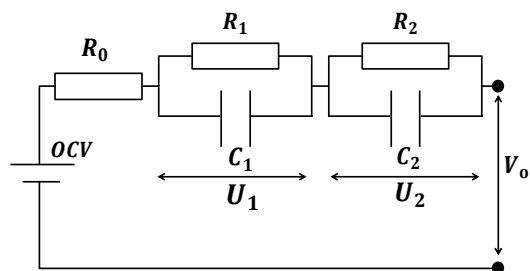


図 4. 蓄電池等価回路モデル

OCV(Open-Circuit-Voltage)は起電力であり、内部抵抗 R_0 は、蓄電池内部の電解液による溶液抵抗を表す。コンデンサ C_1, C_2 は電気二重層容量を模擬する。抵抗 R_1, R_2 は電荷移動抵抗、電子移動抵抗および接触抵抗等を含んだ抵抗成分である。

3.2. 実装を考慮した OCV フィッティング

上述した等価回路モデルパラメータ OCV カーブのマイコン実装を考慮した、フィッティング方法について紹介する。

等価回路モデルの OCV は、残量推定において重要なパラメータである[8]。拡張カルマンフィルタは、非線形な OCV モデルを線形化することにより、時系列に関する OCV を算出する。そのため OCV を事前にフィッティングし、そのフィッティングした関数を残量推定プログラムに組み込む。我々は、OCV カーブを多項式でフィッティングする方法を選択した。これは他の方法より比較的に計算量を少なくするためである。また、フィッティングする多項式の次数と残量推定精度の関係性を確認するために、シミュレーションによる次数の最適性を検証した。検証パターンは、代表例として 5 次多項式および 12 次多項式での OCV カーブフィッティング例をあげる。図 5 は、5 次多項式および 12 次多項式で OCV カーブをフィッティングした結果である。MATLAB ソフトを使用してフィッティングを行った。5 次多項式でのフィッティングでは、SOC が低い個所においてフィッティング誤差が目立つ。

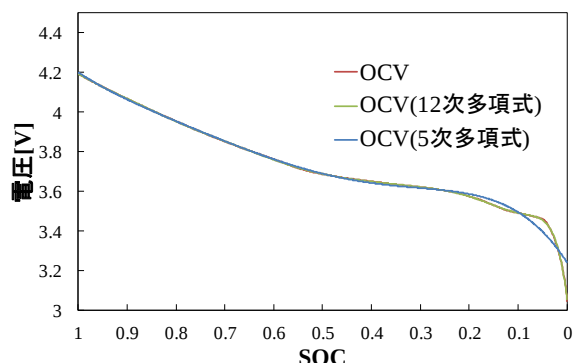


図 5. 5 次・12 次多項式フィッティング

二つの次数パターンを用いて行った残量推定シミュレーションについて述べる。シミュレーションソフトは、Microsoft Visual C++ 2008 である。シミュレーションは、実測した蓄電池の電圧および電流パターンを入力として行う。

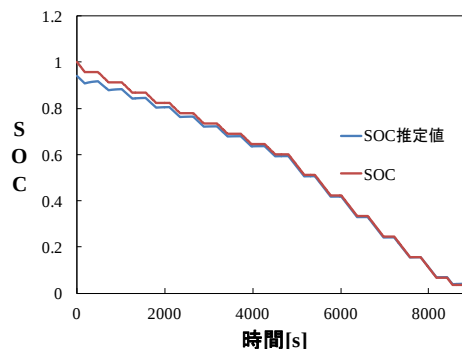


図 6. シミュレーション(12 次)

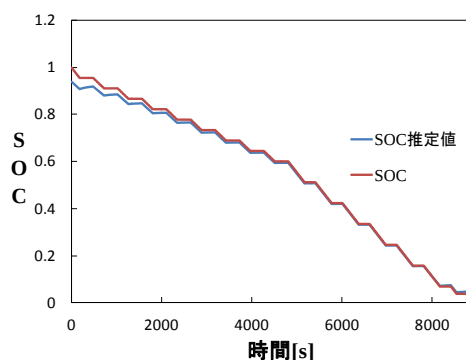


図 7. シミュレーション(5 次)

表 1. シミュレーション結果

多項式次数	平均 SOC 誤差
12 次	1.51%
5 次	1.25%

図 6 および図 7 は、5 次多項式と 12 次多項式で残量推定を行った結果である。本稿では言及していないが、複数の次数でフィッティングを行った。青のグラフは推定した SOC、赤のグラフは、充放電機によって算出された SOC の真値である。推定誤差の評価は、推定した SOC と SOC の真値を減算した値の絶対値を百分率で表したものであり、単位はパーセントである。表 1 の結果からもわかるように、5 次多項式フィッティングの結果が比較的に誤差を低く抑えることができた。さまざまな次数でフィッティングを行った結果 5 次多項式が最適であることが確認できた。マイコンに実装する際は、5 次多項式で OCV カーブをフィッティングする。

3.3. 拡張カルマンフィルタ

カルマンフィルタは、誤差のある観測値を用いて動的なシステムの状態を推定、制御するためのフィルタである[9]。つまり、カルマンフィルタを用いた残量推定はシステム及び測定値にランダムなノイズが印加されている場合に、各々のノイズの大きさに応じて適切な重みづけを行い、刻々と変化するシステムの状態を精度よく推定する手法である。状態方程式および観測方程式は、それぞれ式(1)(2)である。

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

$$y_{k+1} = h(x_k) + v_k \quad (2)$$

式(1)において, b_u は遷移行列, ω_k はシステムノイズである. 式(2)において v_k は, 観測ノイズである. ω_k , v_k は, 平均値 0 の正規ノイズである. 状態方程式および観測方程式を蓄電池に適応した式を(3)(4)に示す. 状態変数 x は, 蓄電池 SOC と, 等価回路モデルの各パラメータ U_1 , U_2 , R_0 である. また Δt は, サンプル間隔, FCC は対象電池の満充電容量である. 観測値 $y(k)$ は, 蓄電池の端子間電圧 $V_0(k)$ を示す.

$$x(k+1) = \begin{bmatrix} SOC(k+1) \\ U_1(k+1) \\ U_2(k+1) \\ R_0(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \exp\left(-\frac{\Delta t}{\tau_1}\right) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \exp\left(-\frac{\Delta t}{\tau_2}\right) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} SOC(k) \\ U_1(k) \\ U_2(k) \\ R_0(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} R_1 \left(1 - \exp\left(-\frac{\Delta t}{\tau_1}\right)\right) \\ R_2 \left(1 - \exp\left(-\frac{\Delta t}{\tau_2}\right)\right) \\ 0 \end{bmatrix} \times i(k) + b \omega(k) \quad (3)$$

$$y(k) = V_0(k) = OCV(SOC) + i(k)R_0(k) + U_1(k) + U_2(k) + v_k \quad (4)$$

状態変数 $x = [SOC \ U_1 \ U_2 \ R_0]^T$ の初期値 $U_1(0)$ と $U_2(0)$ は, 0 である. $SOC(0)$ は, 残量推定以前に取得した蓄電池の両端電圧 $V_0(0)$ より決定する. 具体的な初期 SOC 決定方法は, $V_0(0)$ を OCV 電圧と模擬することにより, OCV-SOC 対応関係テーブルから決定する. $R_0(0)$ は, 初期 SOC と環境温度, R_0 の対応関係テーブルから決定する.

4. マイコン実装

4.1. 残量計実装

蓄電池残量計の実装・開発・評価に使用するマイコンは, ARM の mbed NXP LPC1768 である. mbed は, プログラムを作成し, コンパイルする一連の作業をブラウザ上で行う. アプリケーションソフトウェア等は必要がなく, ネット環境と mbed を繋ぐ PC があれば開発できるなどの特徴がある. また, 豊富なライブラリを用いることによって LCD, LAN, microSD 等を使ったシステムが構築しやすい. また, mbed 評価ボードとして LAN, microSD, USB Host, LCD I/F 等を備えており, それらを使用したアプリケーションやシステムを即座に構築し, 実験・評価ができるスターボードオレンジを用いる.

はじめに mbed マイコンとその周辺回路および蓄電池などの接続(図 8)について述べる.

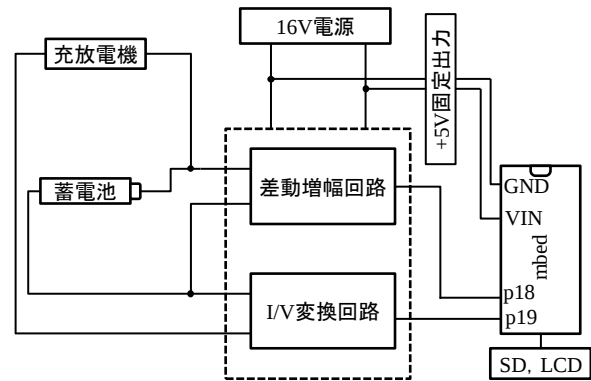


図 8. mbed マイコン実装

まず残量計実装に際して使用した mbed のポートについて述べる. mbed への入力電圧(VIN)は, 4.5V~9V 対応であるため+5V 固定出力を用いて 16V 電源から 5V に変換して VIN に入力する. p18 と p19 はアナログ入力ピンであり, 12bit の AD コンバータを搭載する. アナログ入力ピンの入力電圧範囲は, 0V~3.3V である. 我々が使用した蓄電池の出力電圧レンジは 3V~4.2V であるため, 蓄電池電圧は差動増幅回路(図 9)で増幅する. 差動増幅回路は, 二つの入力電圧の電位差を増幅する回路である. 増幅率は, 抵抗値により変化させる. そこで蓄電池の端子間電圧を約半分に増幅すれば, mbed のアナログ入力部の電圧範囲に十分な安全マージンを含んだ入力となる. オペアンプは, 低消費電力デュアル汎用オペアンプ LM358 を使用する. 増幅率は以下の式(5)で求められる. $V_2 - V_1$ は, 蓄電池の電位差であり V_0 は出力電圧である. 抵抗はそれぞれ $R_1 = 9.925k\Omega$, $R_2 = 4.645k\Omega$ の値である.

$$V_0 = \frac{R_2}{R_1} \cdot (V_2 - V_1) \quad (5)$$

$\frac{R_2}{R_1} = 0.465$ より増幅率は, 0.465 である.

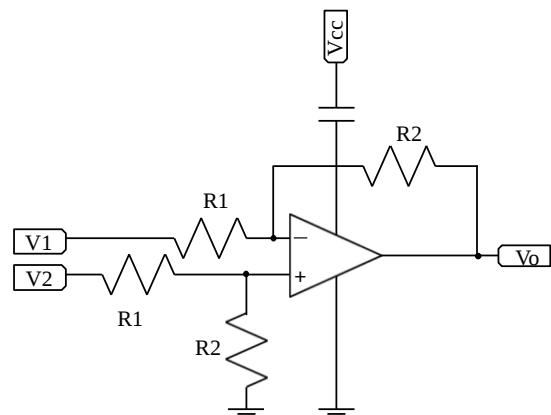


図 9. 差動増幅回路

また本残量推定法は, 蓄電池に流れる電流値が必要であるためシャント抵抗を用いて I/V 変換を行った後に, それを増幅(図 10)する. オペアンプは, LT1167 を使用する. LT1167 は, 1~10000 の利得を設定するのに 1 本の外付け抵抗だけで可能である. 図 10 に示す R_1 , R_2

の抵抗値を調整することにより、得られるゲインが変わる。この回路において R_1 、 R_2 (可変抵抗)の総抵抗値は、 $1.2k\Omega$ である。この抵抗値により、得られるゲインを入力値と出力値の関係から導出する。導出方法は、回路に電流を流して出力値を入力値で除算することでゲインを求める。回路に一定の電流値を流し、その電流値をシャント抵抗により電圧(V_3, V_4)に変換して回路に入力する。入力した電圧値をマルチメータで計測すると、値は $0.0148V$ であった。この入力値に対する出力値は、 $0.619V$ であった。出力値を入力値で除算すると 41.8 であることから、総抵抗値 $1.2k\Omega$ で得られるゲインは、 41.8 であることがわかる。

図 11 は、mbed マイコンへの残量計実装写真である。

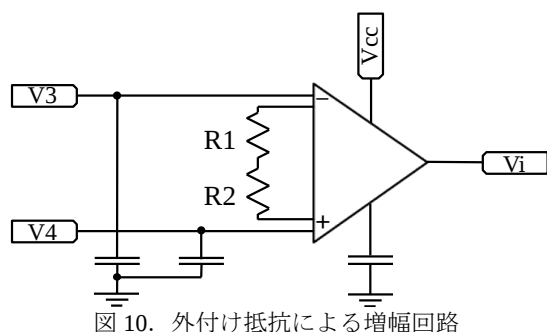


図 10. 外付け抵抗による増幅回路

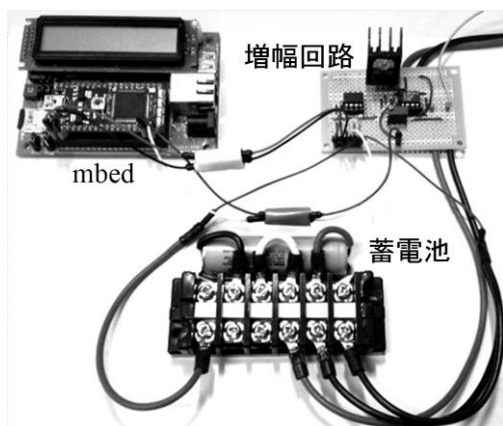


図 11. 残量計実装

4.2. 制御プログラム

mbed による残量推定プログラムについて説明する。図 12 は本プログラムのフローチャートである。動作の大まかな処理内容について以下に示す。はじめに、蓄電池の電圧を 200 回取得し、その平均を計算する。これは、電圧の測定誤差を少なくするためである。計算した電圧の平均値をもとにテーブルから、初期 SOC を決定する。また、図 4 における等価回路モデルのパラメータ R_0 、 R_1 、 R_2 を決定する。これは、初期 SOC のテーブルから決めるものとする。上記の工程が、残量推定に必要な準備段階である。次にループ処理に移る。サンプリング間隔を決定するのは、mbed のライブラリである Timer である。Timer は、ミリ単位及びマイクロ単位で時間を測ることが可能である。ループ内部の処理は、まずタイマーを起動させ、時間計測を開始する。

次に、準備工程と同様の方法により蓄電池の電圧を取得した後、蓄電池に流れる電流値を取得する。最後に、カルマンフィルタ処理により計算した SOC の推定値、電圧および電流値を LCD に表示させ、それらを microSD に記録する。タイマーが $1000ms$ 経過すると、ループのはじめに戻る。

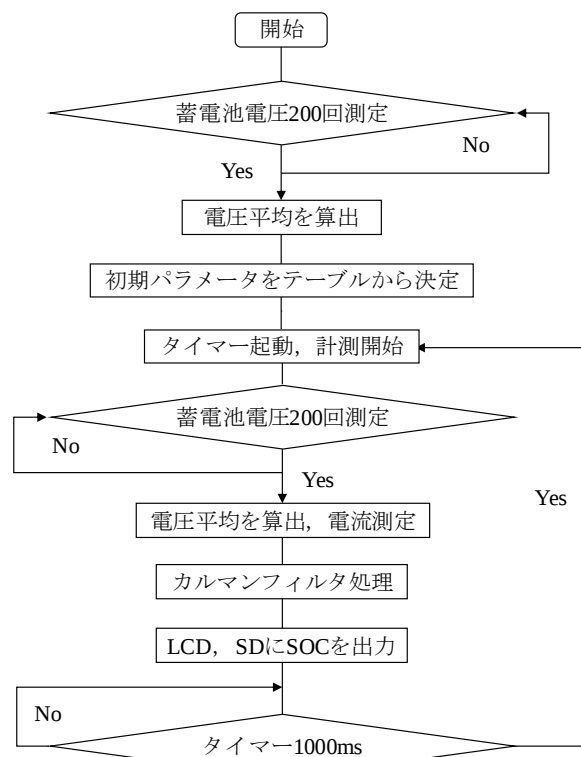


図 12. 残量推定フローチャート

5. 評価実験

5.1. 評価実験条件

図 13、図 14 は蓄電池に与える二つの入力電流パターンである。環境温度は、 25 度で実験を行うものとする。蓄電池の出力電圧が $3V$ の時点 SOC=0.0 として残量計算を行い、SOC=1.0 の状態から実験を行う。

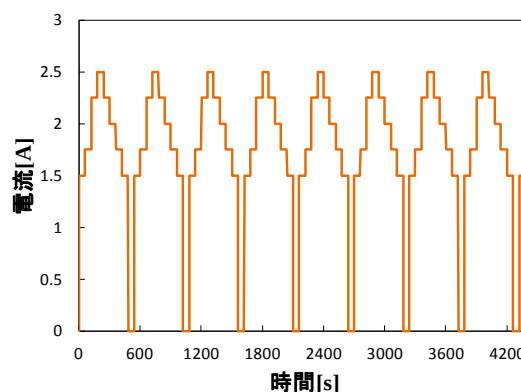


図 13. 入力電流パターン①

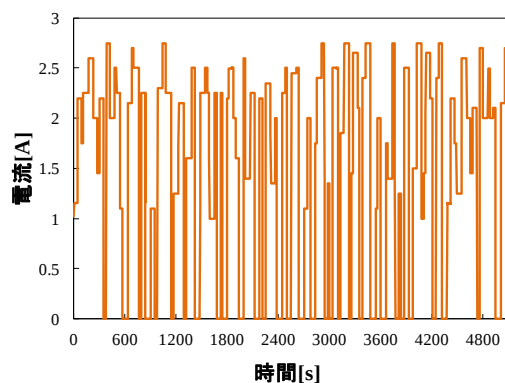


図 14. 入力電流パターン②

5.2. 評価実験結果

マイコンに実装した残量計の推定精度を検証する目的で行った評価実験結果(図 15, 16)について述べる. 推定誤差の評価は, 推定した SOC と SOC の真値を減算した値の絶対値を百分率で表したものであり, 単位はパーセントである.

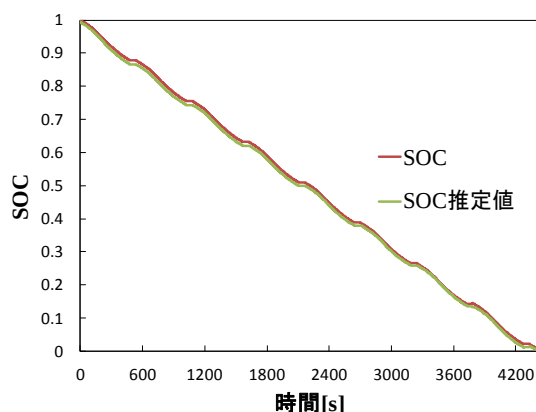


図 15. 評価実験結果(入力電流パターン①)

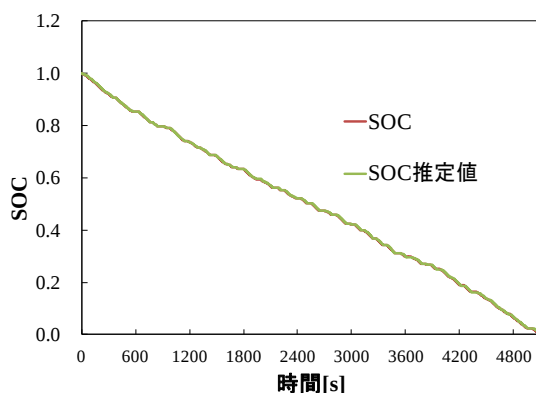


図 16. 評価実験結果(入力電流パターン②)

表 2. SOC 推定誤差

入力電流	平均誤差	最大誤差
パターン①	0.87%	1.29%
パターン②	0.15%	0.68%

二つの入力電流パターンによる実験結果を比較すると, ランダムな入力電流パターン②のほうが, 非常に精度のよい結果を示した. 二つのパターンで大幅に推定誤差の差が生じた理由は, 初期 SOC 推定に大きく起因すると考えられる. 初期 SOC 推定は, 図 12 のフローチャートで前述した通り, 蓄電池の端子間電圧と SOC の関係テーブルから決定する. そのため, 蓄電池電圧の測定誤差がこの初期 SOC 推定に影響を及ぼす. 入力電流パターン①の評価実験結果は, 初期 SOC 推定の誤差が大きくこの誤差成分が, 平均誤差や最大誤差を比較的に大きくした原因だと推測できる.

6. まとめ

スマートグリッドにおける蓄電池センサー技術を用いた蓄電池監視システムを提案した. IEEE1888 センサーネットワークを用いた WEB 上での蓄電池のリアルタイム監視システムを示した. 蓄電池スマートセンサーの残量推定機能を, マイコンを用いて実装した. また, 複数の放電パターンに対して, 高精度な残量推定結果(推定誤差 1%以内)を示した. これは, 従来のカルマンフィルタに比較して, 計算負荷が少なく, かつ, 高精度であることを示している.

今後は, その他(熱特性, 劣化特性等)のセンサー機能を付加すると共に, WEB に蓄積したデータの統計解析による高精度化を行う予定である.

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", *Proc. VPPC*, pp.1-5, September 2008.
- [2] F. Pei, K. Zhao, Y. Luo, and X. Huang, "Battery variable current-discharge resistance characteristics and state of charge estimation of electric vehicle", *Proc. WCICA*, pp.8314-8318, June 2006.
- [3] 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", *Proc. Applied Electronics*, pp.1-5, September 2011.
- [4] H. Dai, X. Wei, and Z. Sun, "Online SOC estimation of high-power lithium-ion batteries used on Hevs", *Proc. ICVES 2006*, pp. 342-347, December 2006.
- [5] 落合秀也, "IEEE1888 プロトコル教科書", インプレスジャパン, pp.22-41, June 2012.
- [6] N. Kawarabayashi, L. Lin, and M. Fukui, "A Battery Smart Sensor for Smart Grid", *Proc. ITC-CSCC 2014*, July 2014.
- [7] C. Liao, Z. Tang, and L. Wang, "SOC estimation of LiFePo4 battery energy storage system", *Proc. APPEEC*, pp. 1-4, March 2010.
- [8] L. Lin, N. Kawarabayashi, M. Fukui, S. Tsukiyama, and I. Shirakawa, "A Practical and Accurate SOC Estimation System for Lithium Ion Batteries", *Proc. IMLB*, June 2014.
- [9] 片山 徹, "非線形カルマンフィルタ", 朝倉書店, pp.81-102, November 2011.