

電池システムの健全度を推定し局所劣化を検知する モニタリング技術

Monitoring Technologies for Estimating Battery System SOH and Detecting Local Degradation

丸地 康平 MARUCHI Kohei 山本 幸洋 YAMAMOTO Takahiro 波田野 寿昭 HATANO Hisaaki

近年、再生可能エネルギーの普及やモビリティの電動化などを背景に、電池システムの社会インフラへの普及が拡大している。社会インフラは安定稼働が必要不可欠であり、電池システムの健全度(SOH: State of Health)のモニタリングが重要となる。東芝は、健全度モニタリング技術として、稼働時の時系列データからSOHを推定する電圧標準偏差法を開発してきたが、大規模システムでは、SOHだけでは、一部の電池が局所的に劣化した状態の検知や局所劣化した部分の特定が難しい。

今回、劣化電池の電圧分布の広がりに着目した電圧標準偏差法に、システム内の最大・最小セルの電圧分布から算出した新たな指標SOHレシオ SOH_{ratio} を加えて局所劣化の検知を可能にするとともに、最大・最小セル電圧と最大温度を計測した電池モジュール(以下、モジュールと略記)のID(識別情報)を分析し、局所劣化が進行したモジュールを特定する技術を開発した。これらの技術をSOHと合わせて実際のEV(電気自動車)バスや電力系統向けの電池システムに適用し、その有効性を確認した。

The introduction of battery systems into social infrastructure has been accelerating in recent years with the increasing use of renewable energy and the electrification of mobility. State-of-health (SOH) monitoring of battery systems is therefore required for the stable operation of social infrastructure.

Toshiba Corporation has developed a voltage deviation method to estimate SOH from time-series operating data obtained from battery systems. In large-scale battery systems, however, it is difficult to detect local degradation and identify the degraded area from SOH alone. To address this issue, we have developed the following new monitoring technologies: (1) a technology to detect local degradation by using SOH_{ratio} , a new index derived from the distribution of maximum and minimum cell voltages in battery systems, together with the voltage deviation method focusing on the spread of the degraded battery voltage distribution; and (2) a technology to identify degraded battery modules by estimating identification (ID) information of battery modules, including measured maximum and minimum cell voltages and maximum temperature. We have confirmed the effectiveness of the new monitoring technologies by applying these technologies combined with SOH to electric buses and grid-connected battery energy storage systems.

1. まえがき

近年、再生可能エネルギーの普及や、モビリティの電動化、分散型電源の導入などを背景に、電池システムの利用が拡大している。社会インフラに欠かせない電池システムは、安定して稼働し続けることが重要である。しかし、電池システムは使用に伴いSOHが低下する。そのため、継続的なモニタリングが必要不可欠となる。充放電を伴う検査では、運用を一時停止させるため稼働率の低下やコスト増大につながる。また、把握できるのは検査を行った時点のSOHだけであり、適切な検査時期の設定が困難である。

これらの問題を解決するため、東芝では電圧標準偏差法を開発している⁽¹⁾⁻⁽⁴⁾。この技術は、通常稼働時に得る時系列データだけでSOHを推定でき、運用を継続したまま高頻度のモニタリングを可能とする。モニタリング対象は、取得

できるデータの粒度を考慮して選定する。電池セル単体への適用も可能であるが、システムの規模が大きくなるとデータ量も膨大になるため、電池セルを組み合わせたモジュールや、更なるその集合体である電池ユニット(以下、ユニットと略記)を対象とするのが現実的である。しかし、ユニットのSOHの把握だけでは、一部の電池が局所的に劣化した状態の検知が難しい。システム内の一つの電池セルでも劣化が著しく進行するとシステム全体を停止せざるを得なくなるため、局所的な劣化を検知することも重要である。

そこで当社は、新たに策定した指標 SOH_{ratio} で局所劣化を検知する技術と⁽³⁾、劣化したモジュールを特定する技術を開発した。この技術を用いて劣化したモジュールを特定して交換することで、安定稼働の継続が可能となる。

ここでは、電池システム健全度モニタリング技術と、その適用事例を述べる。

2. 電池システム健全度モニタリング技術

通常稼働時に得られる時系列データからSOHを推定する電圧標準偏差法、局所劣化を検知する技術、及び劣化モジュールを特定する技術について述べる。

2.1 電圧標準偏差法

電池には、劣化が進行するほど内部抵抗が増える特性がある。電圧は、抵抗が増加すると、充電時にはより高く、放電時にはより低く計測されるため、劣化した電池ほど稼働中の電圧分布が広がる性質がある。この性質を利用したのが、電圧標準偏差法である(図1)。

電圧分布の広がりを劣化特徴量(Feature Value)FVと定義し、稼働データからFVを算出し、FVを用いてSOHを推定する。稼働データはSOC(State of Charge)、電流、電圧、及び温度を含む時系列データである。FVからのSOHの推定は、参照関数を用いて行う。参照関数は、学習データから各特徴量(FV、温度の特徴量 T_{iv} 、電力の特徴量 P_{iv})とSOHの値SOHとの関係を学習した推定モデルであり、以下の関係式から成り立つ。

$$a(i) = b(i, 1) * P_{iv} + b(i, 2) * T_{iv} + b(i, 3) \quad (i=1, 2) \quad (1)$$

$$SOH = a(1) * FV + a(2) \quad (2)$$

式(1)と(2)は、FVとSOHの関係が、 T_{iv} や P_{iv} ごとに実用的な範囲において線形関係にあることを想定した式である。電圧分布の広がりであるFVは電池稼働時の温度と電力の影響を受ける。これらの影響を補償するために、関係式(1)、(2)

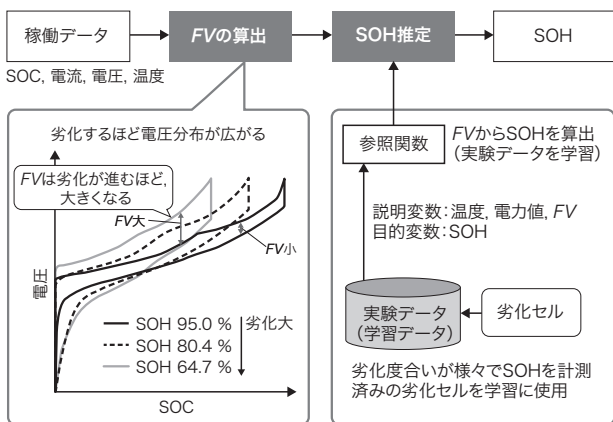


図1. 電圧標準偏差法の概要

電圧標準偏差法は電圧分布の広がりをFVとし、通常稼働中の時系列データだけでSOHの推定を行う。

Voltage deviation method overview

に T_{iv} 及び P_{iv} を加えた。

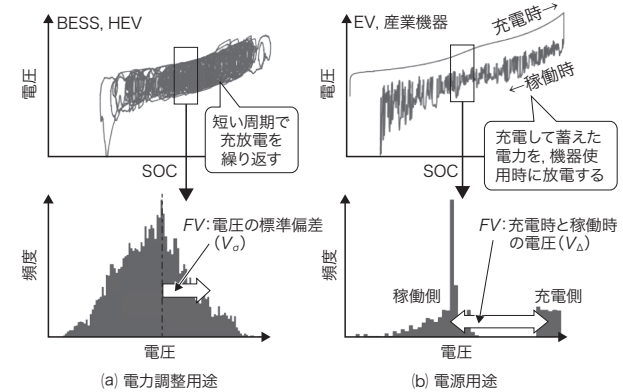
学習データはSOHと各特徴量が関連付けられたデータであり、SOHの異なる複数の電池セルに稼働を模擬した電力パターンを与えて取得する。SOHは、所定の条件において充放電可能な容量を電池の定格で規格化した値とする。参照関数の構築はSOHを目的変数、各特徴量を説明変数とし、関係式(1)の係数 $b(i, 1)$ 、 $b(i, 2)$ 、及び $b(i, 3)$ を学習することで行う。

次に、稼働データからFVを算出する方法について述べる。電池の用途は大別して電力調整と電源があり、適切な特徴量は電池の用途によって異なる。

前者は、短い周期で充放電を繰り返す使い方である。電力系統用やハイブリッド自動車(HEV)での電池システムの用途が該当する。後者は、充電して電力を蓄え、機器使用時に放電する使い方である。EVのように電池を動力源として使う場合が該当する。図2は、充放電データにおけるSOCと電圧の関係、及びあるSOC範囲の電圧のヒストグラムである。電力調整用途を模擬した場合の図2(a)では、電圧分布は正規分布に似た分布となり、平均値付近で頻度が高く、平均から外れるほど頻度が低くなる。このような分布形態から、FVとしては電圧データの標準偏差 V_{σ} (二乗和平方根)が適する。

一方で、電源用途を模擬した図2(b)では、電圧分布は充電時と稼働時で分かれた形状となる。このため、この用途では充電時の平均と稼働時の平均の電圧差 V_{Δ} がFVとして適切となる⁽¹⁾。

このように、FVを用途によって使い分けることで、電圧標準偏差法は、主要な用途である電力調整と電源のいずれにおいてもSOHの推定が可能である。



BESS: Battery Energy Storage System

図2. 用途によるFVの違い

電圧分布の広がりを表すFVは、電池の用途によって適切な定義が異なる。

Differences in degradation feature values (FV) by application

2.2 局所劣化を検知する技術

システム内の電池セルの個体差や電池冷却のむらが存在すると、局所的に劣化が早まることがある。しかし、社会インフラのように規模の大きいシステムでは電池セルごとのSOHの推定はデータ量が膨大となるため現実的ではなく、モジュールやその集合体であるユニット単位での記録にせざるを得ない。そこで、限られたデータ量で局所劣化を検知する指標 SOH_{ratio} を式(3)のように策定した。

$$SOH_{ratio} = \frac{SOH_{worst}}{SOH_{unit}} \quad (3)$$

右辺の分母は電圧標準偏差法を適用して得られるユニットのSOHの値 SOH_{unit} であり、ユニット内の全電池セルの平均的なSOHとみなせる。これに対し、分子の SOH_{worst} はユニット内で最もSOHが悪いセルの値である。 SOH_{worst} は、電圧標準偏差法に必要なデータ項目に、システムが過充放電を防ぐために収集するユニット内の最大セル電圧と最小セル電圧の二つのデータ項目を追加して、推定する。劣化が生じたセルは内部抵抗が高まり、ほかのセルに比べて、充電時には電圧が上がり、放電時には電圧が下がる。そのため、劣化セルは充電時にユニット内の最大電圧値、放電時に最小電圧値に達しやすい傾向がある。この傾向を利用して、劣化セルの電圧が充電時に最大値、放電時に最小値を記録したと仮定し、充電時最大及び放電時最小の電圧値に電圧標準偏差法を適用することで SOH_{worst} を推定する。 SOH_{ratio} は、ユニット内の最も悪いSOHを平均的なSOHで割った比を意味し、この値が低いユニットで局所劣化が生じていると判断できる。

2.3 劣化モジュールの特定技術

SOH_{ratio} により、局所劣化の生じたユニットは特定できるが、ユニット内のどの電池で劣化が生じたかは特定できない。そこで、劣化した電池の特定技術を開発した。今回評価するシステムにおいて、交換できる最小単位がモジュールであるため、劣化したモジュールの特定を考える。劣化したセルは内部抵抗が高まり、充電時に最大電圧、放電時に最小電圧を計測しやすくなる。また劣化したセルほどジュール熱を発生しやすく温度も上昇しやすい。そのため、充電時最大電圧、放電時最小電圧、最大温度を計測した回数が多いモジュールが劣化したセルを含んだモジュールであると考えられる。このようなモジュールを把握するため、最大セル電圧を計測したモジュールID、最小セル電圧を計測したモジュールID、最大温度を計測したモジュールIDの三つのデータ項目を稼働データに加え、これら三つの項目における出現頻度が全ての項目で高いモジュールを劣化モジュールと特定することとした。

このように、局所劣化が生じたユニットを検知し、劣化モジュールを特定することで、そのモジュールだけの交換を可能とし、低コストの保守が実現できる。

3. 適用事例

健全度モニタリング技術を、電源用途と電力調整用途のそれぞれの電池システムに適用した事例について述べる。

3.1 電源用途への適用事例

図3は、EVバスの約10か月分の実稼働データに電圧標準偏差法を適用した結果である。1週間分のデータで推定したSOHの平均値を縦軸とし、横軸の等価サイクル数に対して示した。等価サイクル数は使用した電流量(Ah)をセルの定格で規格化した値であり、電池の使用量に相当する。常時データを取得することで、図3のようにSOHの推移をモニタリングできる。この事例の適用期間における、開発手法による推定値のばらつきは、平均平方根誤差(RMSE: Root Mean Squared Error)で0.49%であり、安定した値を推定できることが確認できた。

3.2 電力調整用途への適用事例

図4は、電力系統向けの電池システムに開発手法を適用した結果である。複数のユニットを並列に構成したシステムであり、実証のため高温環境で運転を継続し、一部のユニットで局所劣化が生じ電池交換したシステムである。図4(a)が推定SOH、図4(b)が SOH_{ratio} の推移であり、複数のユニットの推定値を同時に示している。図4から、SOHの低下がユニットごとに差があることや、 SOH_{ratio} の局所的な劣化が顕著に現れる様子が確認できる。 SOH_{ratio} の低下が確認されたユニットは実際に電池交換が必要となったユニットと一致し、指標の有効性を確認できた。

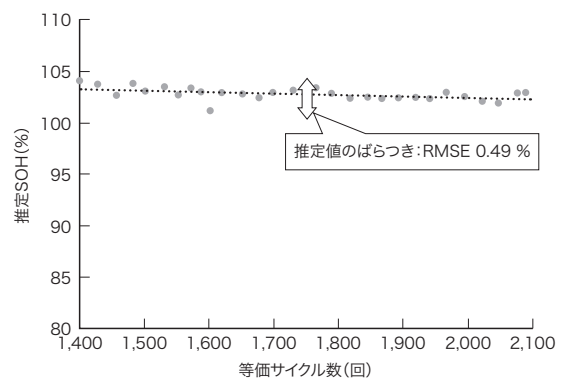


図3. EVバスへの適用事例

電圧標準偏差法の適用により、SOHの推移の把握が可能になる。また、推定値のばらつき(線形回帰したときの誤差)はRMSEで0.49%となり、SOHが安定して推定できることを示した。

Example of application of monitoring technologies to electric bus

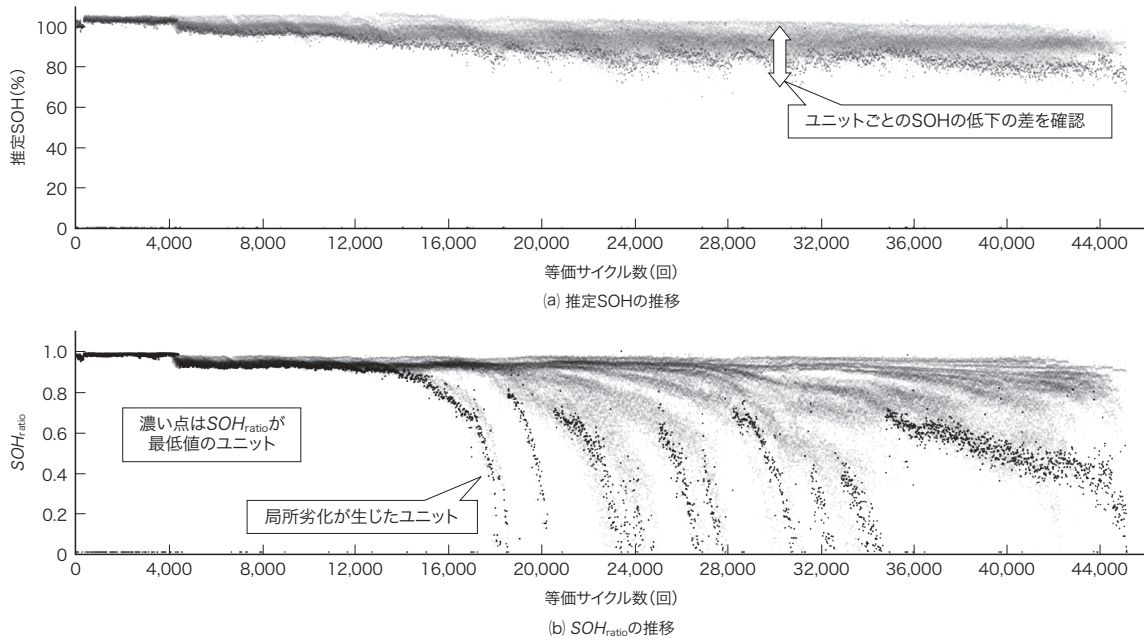
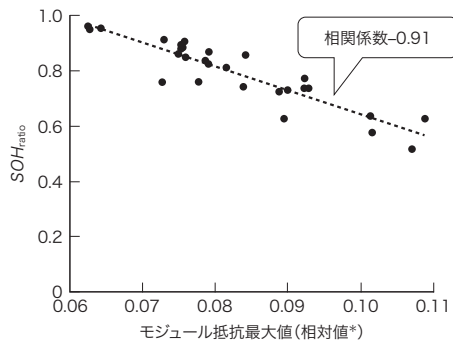


図4. 系統用電池システムへの適用事例

SOH_{ratio}により局所劣化が生じたユニットを顕著に把握できるようになった。並列の中でSOH_{ratio}の悪いユニットの劣化モジュールを交換することでSOHを回復させ、安定稼働を継続させている。

Example of application of monitoring technologies to battery energy storage system



*モジュール抵抗合計値を1としたときの比

図5. SOH_{ratio}とモジュール抵抗の相関性

開発手法で推定したSOH_{ratio}と計測したモジュール抵抗の最大値との間に高い相関性を確認した。

Correlation between SOH_{ratio} and maximum resistance of battery module

また、システムを止めてモジュールの抵抗値を計測したところ、開発手法が推定したSOH_{ratio}と計測した抵抗値に高い負の相関(相関係数-0.91)があり、SOH_{ratio}の妥当性を確認した(図5)。同様に、SOHとモジュール平均の間にも高い負の相関(相関係数-0.81)があり、電圧標準偏差法の妥当性も改めて確認できた。

続いて、局所劣化が生じたユニット(SOH_{ratio}0.95以下)に対し、開発したモジュール特定技術を適用したところ、評

価対象25ユニットのうち21ユニットで、最も抵抗値の高いモジュールをそれぞれ特定できた。残りの4ユニットのうち3ユニットではワースト3位までのモジュールを特定でき、手法の高い検出力を確認した。一方で、複数のモジュールで同時に劣化が生じていた場合、ほかの劣化したモジュールに隠れ、特定すべき劣化モジュールが見逃されるケースも確認された。このようなモジュールの特定は今後の課題である。

4. あとがき

電池システムの健全度モニタリング技術として、稼働データからSOHを推定する電圧標準偏差法、局所劣化状態検知のための指標SOH_{ratio}、局所劣化したユニット内の劣化モジュールを特定する技術と、これらの適用事例について述べた。EVバスでの適用事例では推定の再現性の高さを確認し、局所劣化が実際に生じた電力系統向けの電池システムへの適用事例では、モジュール抵抗の現地計測値と比較し、各技術の妥当性を示した。

今後は、引き続き評価や改良を進め、電池システムの健全度モニタリング技術及び保守支援技術の確立を目指す。

文献

- (1) 丸地康平, ほか, “車載蓄電池の健全度のオンライン推定手法”. 自動車技術会大会学術講演会春季大会, 横浜, 2020-05, 自動車技術会.

-
- 2020, ROMBUNNO, 203.
- (2) 丸地康平, ほか. “稼働データによる車載電池の健全度推定手法”. 自動車技術会大会学術講演会春季大会, 横浜, 2021-05, 自動車技術会, 2021, ROMBUNNO, 337.
- (3) 山本幸洋, ほか. 電圧標準偏差法による電池システムの健全度モニタリング. 電気学会論文誌B, 2022, **142**, 1, p.51-57.
- (4) 山本幸洋, ほか. 電力系統用蓄電池システムの健全性評価手法. 東芝レビュー, 2018, **73**, 6, p.46-50. <https://www.global.toshiba/content/dam/toshiba/migration/corp/techReviewAssets/tech/review/2018/06/73_06pdf/f01.pdf>, (参照 2026-01-05).



丸地 康平 MARUCHI Kohei
総合研究所 AIデジタルR&Dセンター システムAI研究部
System AI R&D Dept.



山本 幸洋 YAMAMOTO Takahiro
総合研究所 AIデジタルR&Dセンター システムAI研究部
System AI R&D Dept.



波田野 寿昭 HATANO Hisaaki
総合研究所 AIデジタルR&Dセンター システムAI研究部
System AI R&D Dept.