

EV 搭載電池の将来性能予測技術

Battery Performance Prediction Technology for Electric Vehicles

江澤 徹 板倉 昭宏

■EZAWA Toru ■ITAKURA Akihiro

リチウムイオン二次電池（以下、電池と略記）は、温度や充放電頻度及び電流値などの使用条件によって電池性能（容量と内部抵抗）の劣化速度が異なるため、電気自動車（EV）に搭載された電池の将来性能を予測するには車両ごとに使用条件を入手する必要がある。しかし、使用条件の入力をEVユーザー自身に任せる場合には、入力の手間や入力データの信頼性などが問題になると考えられる。

そこで東芝は、EVの検査時に行われる電池性能の評価データに注目し、考慮すべき使用条件は検査時までの使用条件が将来も継続すると考えた。そして、この前提の下で、電池の内部状態量（活物質の容量や抵抗）は使用条件に依存することに着目し、EVユーザーによる使用条件の入力が不要な電池の将来性能の予測技術を開発した。この技術をEVの検査時に適用することにより、EVユーザーは航続距離や出力に関わる電池の将来性能を把握でき、安心してEVを利用し続けることができる。

The rate of aging-related deterioration of the performance of lithium-ion batteries; namely, their capacity and internal resistance, depends on the conditions of usage such as the operating temperature, charge-discharge frequency, and output current. In order to accurately predict the future performance of a battery installed in an electric vehicle (EV), a detailed battery usage record is required. However, users do not necessarily maintain such records, and information based on a user's imprecise recollections will result in unreliable prediction.

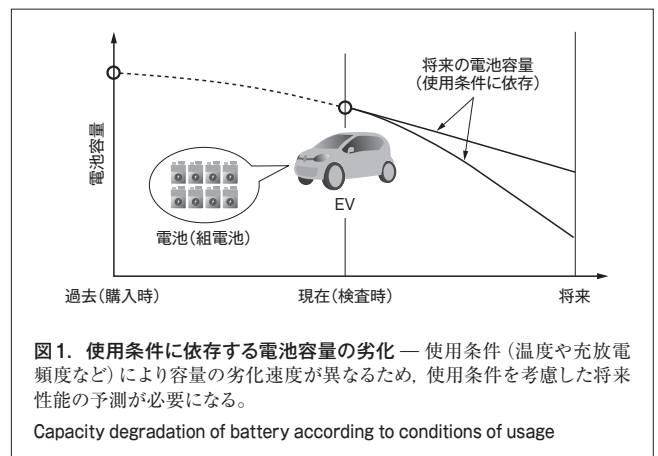
Toshiba has developed a battery performance prediction technology to estimate future performance from the current state of a battery's active materials at the time of EV inspection without the use of usage records. This technology provides EV users with information on the future performance of their batteries, including the mileage per charge and output power, related to battery aging phenomena.

1 まえがき

近年、環境問題への関心の高まりを背景にEVが注目されている。多くのEVに搭載されているリチウムイオン二次電池（以下、電池と略記）は時間の経過や充放電に伴って電池性能（容量と内部抵抗）の劣化が進行するが、温度や充放電頻度及び電流値などの使用条件によって劣化速度が大きく変化することが知られている⁽¹⁾。そのため、ユーザーごとに異なる使用目的や使用環境で利用されるEVは、同年式の車両でも電池性能の劣化速度に差が生じると考えられる（図1）。

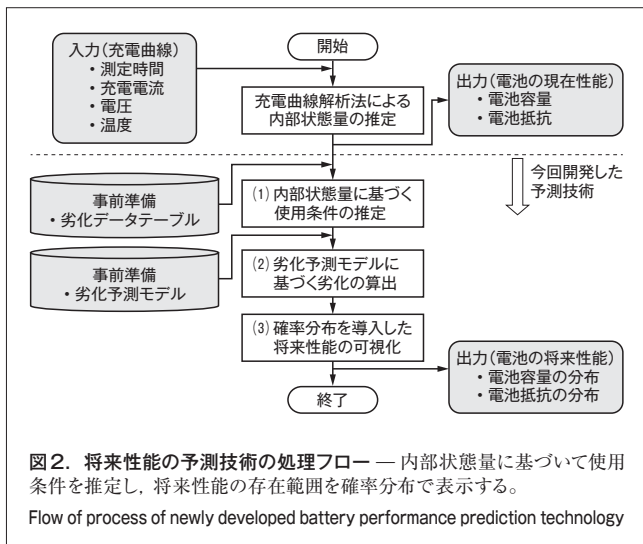
電池性能の劣化は、EVでは航続距離（1回の充電で走行可能な距離）の減少や出力（アクセルを踏んだときの加速度）の低下として現れる。したがって、EVユーザーが電池の将来性能を把握して安心してEVを利用し続けるためには、使用条件を考慮した将来性能の予測が必要になる。しかし、使用条件に関する情報の入力をEVユーザー自身に任せる場合、入力の手間や入力データの信頼性などが問題になると考えられる。

そこで東芝は、EVの検査時に行われる電池性能の評価データに注目し、考慮すべき使用条件は検査時までの使用条件が将来も継続するという前提の下で、EVユーザーによる使用条件の入力が不要な電池の将来性能の予測技術を開発した⁽²⁾。



この技術により、電池の使用条件を内部状態量（活物質の容量や抵抗）との対応関係に基づいて推定できる。更に、将来の使用条件の変化や検査時の測定誤差などをばらつきとして考慮し、将来性能の存在範囲を確率分布で表示することで将来性能を可視化し、予測した将来性能の確度を確認できるようにした。

ここでは、開発した予測技術の概要と各機能の詳細、及び妥当性の検証と将来性能の可視化の結果について述べる。



2 将来性能の予測技術の概要

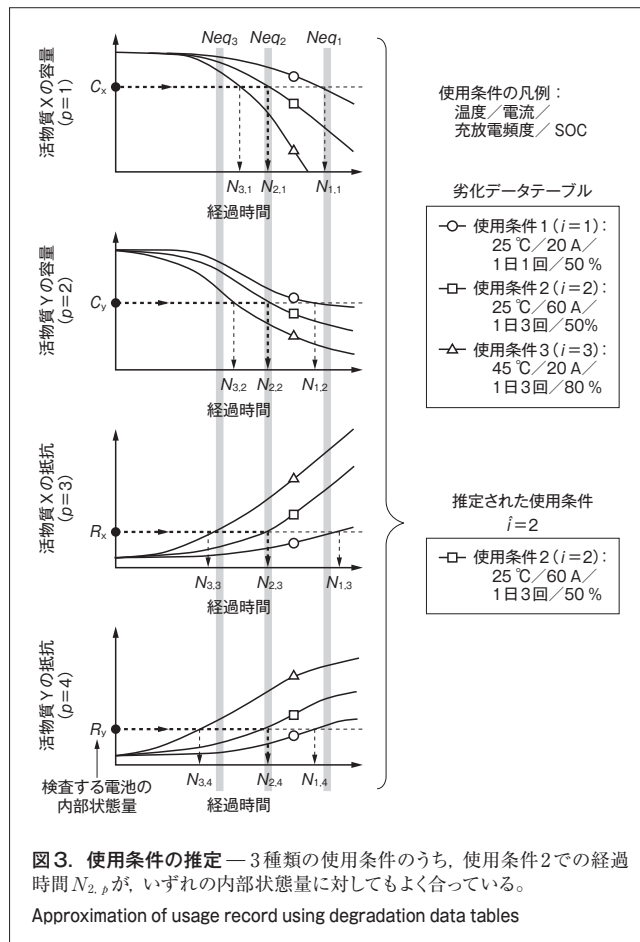
開発した予測技術の概要を、**図2**に示す処理フローに基づいて述べる。

図2の上側に示す充電曲線解析法は、充電時に得られる電池の挙動（時間、電流、電圧、及び温度から成る充電曲線）から電池の内部状態量（活物質の容量や抵抗）を推定するもので、当社が開発した技術である^{(3), (4)}。一方、今回開発した技術は、推定された内部状態量を利用して、以下に述べる三つの機能により電池の将来性能を予測するものである。

- (1) 内部状態量に基づく使用条件の推定 検査する電池の内部状態量と、事前に準備した劣化データテーブルに基づいて、これまでの使用条件を推定する。ここで、劣化データテーブルとは、各内部状態量の劣化推移を格納した情報であり、詳細は3.1節で述べる。また、使用条件とは、電池が使用される際の温度や電流、及び充放電頻度や貯蔵時のSOC (State of Charge; 充電状態) である。
- (2) 劣化予測モデルに基づく劣化の算出 劣化予測モデルとは、数値計算により各内部状態量の劣化を模擬した関数である。検査する電池の内部状態量と推定された使用条件を入力情報として、劣化予測モデルに基づいて所定の年数経過後の内部状態量を算出する。
- (3) 確率分布を導入した将来性能の可視化 将来性能に影響がある使用条件などのばらつきを考慮して、電池の将来性能の存在範囲を確率分布で表示する。これら三つの機能について、それぞれ詳細を以下に述べる。

3 内部状態量に基づく使用条件の推定

開発した技術では、容量や抵抗が同じ量だけ劣化した電池でも使用条件により内部状態量が異なるという特徴⁽⁴⁾に着目



し、電池の使用条件を内部状態量との対応関係に基づいて推定する。ここでは、**図3**を使って使用条件の推定方法について具体的に述べる。

3.1 劣化データテーブルの事前準備

使用条件を推定する際、検査する電池の内部状態量から経過時間を取得するための劣化データテーブルを、あらかじめ準備しておく必要がある。劣化データテーブルとは、各使用条件に対して各内部状態量の劣化の推移を時系列データで表したテーブルであり、使用条件の数を I 、内部状態量の種類の数を P 、及び経過時間のサンプル数を N とすると、 $I \times P \times N$ のデータ構造になる。わかりやすくするために、**図3**では使用条件を1~3の3種類 ($I=3$)、内部状態量を活物質X及びYそれぞれの容量と抵抗の4種類 ($P=4$) に限定している。**図3**の四つのグラフは、縦軸が各内部状態量、横軸が経過時間であり、各グラフに描かれている曲線が劣化データテーブルに含まれる時系列データである。

3.2 使用条件の推定アルゴリズム

使用条件を i ($1 \leq i \leq I$)、内部状態量を p ($1 \leq p \leq P$) とし、内部状態量 p の組合せから使用条件 i を推定する手順について述べる。

ステップ1 検査する電池の内部状態量を劣化データテ

ブルと照合し、各使用条件*i*で各内部状態量*p*に対応する経過時間 $N_{i,p}$ を取得する。図3では、検査する電池の内部状態量を C_x, C_y, R_x, R_y としたとき、これらを劣化データテーブルの時系列データ(図中の曲線)と照合することで、各使用条件*i* ($1 \leq i \leq 3$)で各内部状態量 C_x, C_y, R_x, R_y に対応する合計12個の経過時間 $N_{i,p}$ ($1 \leq i \leq 3, 1 \leq p \leq 4$)を取得する。

ステップ2 各使用条件*i*に対して、式(1)に示す、最小二乗法に基づく評価関数 E_i を算出する。

$$E_i = \sum_{p=1}^P \frac{(Neq_i - N_{i,p})^2}{\sigma_{i,p}^2} \quad (1)$$

ここで、 Neq_i は各使用条件*i*での全ての内部状態量に対して共通の経過時間であり、式(2)によって算出する。また、 $\sigma_{i,p}$ は、各内部状態量を規格化する係数である。

$$Neq_i = \frac{\sum_{p=1}^P \frac{N_{i,p}}{\sigma_{i,p}^2}}{\sum_{p=1}^P \frac{1}{\sigma_{i,p}^2}} \quad (2)$$

図3では、ステップ1で取得した12個の経過時間 $N_{i,p}$ ($1 \leq i \leq 3, 1 \leq p \leq 4$)と式(1)及び式(2)に基づいて、合計3個の評価関数 E_i ($1 \leq i \leq 3$)を算出する。

ステップ3 劣化データテーブルに含まれる使用条件の中で、式(1)が最小となる使用条件 \hat{i} を式(3)で推定する。

$$\hat{i} = \arg \min_i E_i \quad (3)$$

ここで、 $\arg \min$ は、関数を最小化する使用条件*i*を選択する演算子である。図3では、ステップ2で算出した3個の評価関数 E_i ($1 \leq i \leq 3$)を比較する。使用条件1での経過時間 $N_{1,p}$ ($1 \leq p \leq 4$)や、使用条件3での経過時間 $N_{3,p}$ ($1 \leq p \leq 4$)は互いにずれが生じている。一方、使用条件2での経過時間 $N_{2,p}$ ($1 \leq p \leq 4$)はいずれも近接している。したがって、式(1)が最小になるのは使用条件2であり、図3では使用条件2を推定結果($\hat{i}=2$)とする。

4 劣化予測モデルに基づく劣化の算出

将来性能を予測するには、所定の年数経過後の各内部状態量を算出するための劣化予測モデルを、あらかじめ構築しておく必要がある。劣化予測モデルとは、温度や電流、SOC、経過時間、経過サイクル数を説明変数とし、数値計算により劣化を模擬する関数である。正確に劣化を模擬するために、電池の貯蔵時の経過時間に伴うカレンダー劣化と、電池の充放電に伴うサイクル劣化の両方を考慮し、これらが独立して線形和で表せるものとする。劣化予測モデルの式としては、よく知られたアレニウス式を採用する⁽¹⁾。劣化予測モデルを式(4)に示す。

$$f_{\text{total}}(S, T, r, t, c) = A \cdot \exp\{f_{\text{cal}}(S, T, t)\} + \exp\{f_{\text{cyc}}(r, T, c)\} \quad (4)$$

ここで、 f_{total} はカレンダー劣化とサイクル劣化を統合した劣化を表す関数、 f_{cal} はカレンダー劣化を表す関数、 f_{cyc} はサイクル劣化を表す関数、 A は内部状態量の初期値、 S はSOC、 T は温度、 r は電流、 t は経過時間、 c は充放電回数である。式(4)の f_{cal} と f_{cyc} に含まれるパラメータは、電池の貯蔵実験及び充放電実験の結果から、回帰計算で算出する。

この技術では、推定した使用条件が将来も継続することを前提とし、その使用条件を式(4)の劣化予測モデルの説明変数として入力することで、所定の年数経過後の各内部状態量を算出する。

5 確率分布を導入した将来性能の可視化

将来性能を可視化するには、予測結果に影響するばらつき要因を考慮する必要がある。

考慮すべきばらつき要因は、次の三つである。

- (1) 使用条件の温度のばらつき 推定した使用条件は、将来変化する可能性がある。使用条件を構成する変数のうち特に温度による影響が大きいため、ばらつき要因としてその変動を考慮する必要がある。
- (2) 測定値のばらつき 検査時には、使用する測定器の測定値にばらつきが発生する。将来性能に影響があるため、測定値のばらつきを考慮する必要がある。
- (3) 電池性能の個体間のばらつき EVには複数の電池が搭載されており、それぞれの電池性能が異なることから、個体差を考慮する必要がある。

開発した技術では、これらのばらつきを考慮することで、将来性能の存在範囲を確率分布で表示する。これにより、予測した将来性能の確度を確認できるようになる。

6 妥当性検証と可視化

この技術の妥当性をシミュレーションにより確認した。ここでは、3章で述べた使用条件の推定方法の妥当性検証と、4章で述べた劣化の算出、及び5章で述べた将来性能の可視化について、それぞれ確認した結果を述べる。

6.1 事前準備

事前準備として、劣化データテーブルと劣化予測モデルを構築するために、電池の貯蔵実験と充放電実験を実施し、各実験で取得した充電曲線から内部状態量を推定した。式(4)に示す劣化予測モデルについては、カレンダー劣化の関数は貯蔵実験の結果に基づき、サイクル劣化の関数は、充放電実験の結果からカレンダー劣化量を除去した充放電に伴うサイクル

劣化量に基づき、それぞれ回帰計算によりパラメータを求めて構築した。

5章で述べたばらつきについては、使用条件の温度のばらつきは気象庁から気温データを取得した。測定値のばらつきは、前記の充放電実験結果のうち同一電池で繰り返し充放電した結果を取得し、これらを正規分布とみなして考慮した。また、電池性能の個体間のばらつきは、EVに搭載している全ての電池に対して評価することで対応した。

6.2 推定した使用条件の妥当性検証 (3章の方法)

3章で述べた方法について、推定した使用条件の妥当性の検証を行った。ここでは、使用条件の温度は国内の寒冷地、中間地、及び温暖地の平均気温にあたる8℃、15℃、及び22℃の3種類とし、経過時間は300日から1,500日の4段階に設定した。前記の条件でばらつきを考慮し、式(4)の劣化予測モデルにより電池の内部状態量(試行数:12,000組)を生成した。これらの内部状態量の組合せから、設定した使用条件に対する推定正解率をシミュレーションにより検証した。

検証結果を図4に示す。この結果から、経過時間が進行するほど推定正解率が向上することが確認できる。これは、時間の経過に伴って劣化が進行するほど、各使用条件での内部状態量の劣化の差異が広がっていくことが要因と考えられる。経過時間が600日以上条件では、いずれも90%を超える正解率で推定できることを確認した。

6.3 将来性能の可視化例 (4章及び5章の方法)

4章及び5章で述べた方法で可視化した例として、100個の電池を搭載したEVの検査を想定して、将来性能の予測のシミュレーションを行った。ここでは、使用条件として平均温度を15℃、充放電頻度を1日1回に設定した。また、EVに要求される電池仕様として、容量と抵抗の適用限界を初期値に対する所定の劣化率で設定した。

前記の条件でばらつきを考慮し、全ての電池の検査時の性能及び検査時から2年後と4年後の性能を推定して可視化した(図5)。このシミュレーション例では、検査を想定したEVの全ての電池は適用限界に対して十分に余裕があり、少なくと

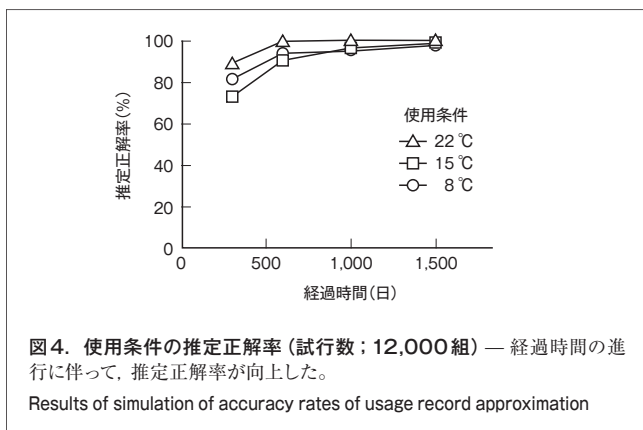


図4. 使用条件の推定正解率(試行数:12,000組) — 経過時間の進行に伴って、推定正解率が向上した。

Results of simulation of accuracy rates of usage record approximation

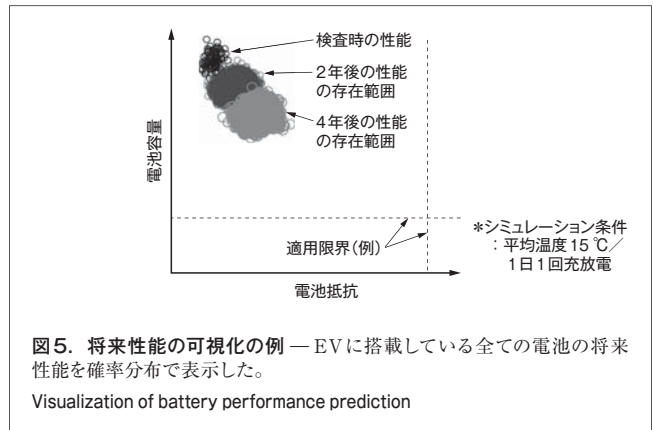


図5. 将来性能の可視化の例 — EVに搭載している全ての電池の将来性能を確率分布で表示した。

Visualization of battery performance prediction

も今後4年間は、適用限界を超えることなく安心してEVを利用できることを示している。

7 あとがき

当社は、EVの検査時に行われる電池性能の評価データに注目し、検査時までの使用条件が将来も継続すると考えた。この前提の下で、電池の内部状態量は使用条件に依存することに着目し、EVユーザーによる使用条件の入力が不要な将来性能の予測技術を開発した。この技術によって、EVユーザーは航続距離や出力に関わる電池の将来性能を把握でき、安心してEVを利用し続けることができる。

今後、実車データに対する妥当性検証や劣化予測モデルの更なる高精度化、考慮可能なばらつき要因の拡張、及び通常の劣化とは異なる突発的な異常を予測できる技術などの開発に取り組んでいく。

文献

- (1) Broussely, M. et al. Aging mechanism in Li-ion cells and calendar life predictions. *Journal of Power Sources*, 97-98, 7, 2001, p.13-21.
- (2) 江澤 徹 他. “車載蓄電池の残存価値評価手法の考案”. 平成25年電気学会産業応用部門大会. 山口, 2013-08, 電気学会, 2013, 論文番号4-12.
- (3) 星野昌幸 他. 電池の長期使用を実現する電池診断技術 — 充電曲線解析法の有用性とその適用性. *東芝レビュー*, 68, 10, 2013, p.50-53.
- (4) 森田朋和 他. 内部状態の推定により電池の健全性を可視化する充電曲線解析法. *東芝レビュー*, 68, 10, 2013, p.54-57.



江澤 徹 EZAWA Toru

研究開発センター システム技術ラボラトリー。
保守、生産、及び品質に関するデータマイニングの研究・開発に従事。電気学会会員。
System Engineering Lab.



板倉 昭宏 ITAKURA Akihiro

研究開発センター システム技術ラボラトリー主任研究員。
保守、生産、及び品質に関するデータマイニングの研究・開発に従事。
System Engineering Lab.