

背景

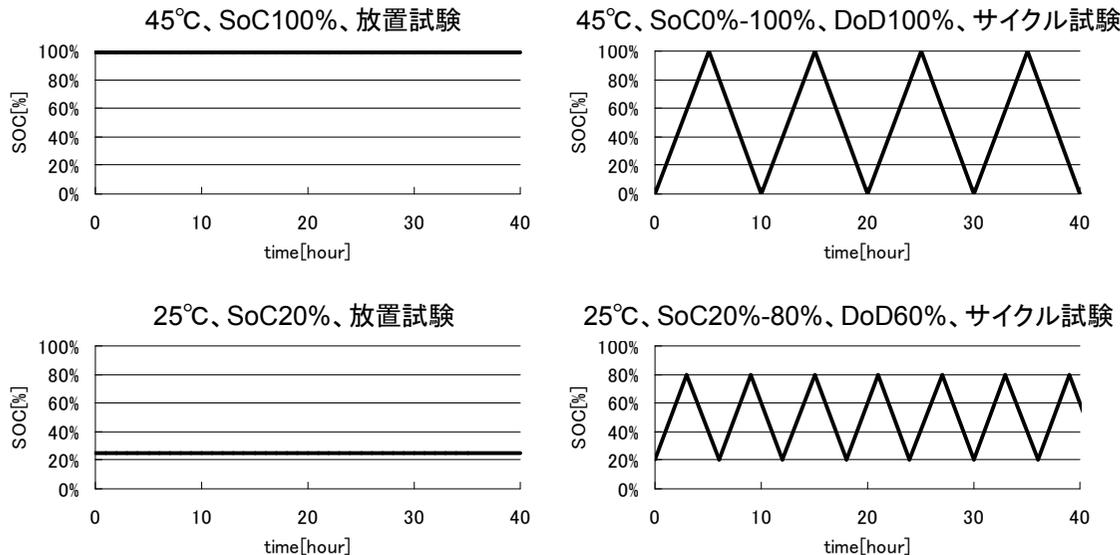
- 電池は、使用するにつれ充電可能容量(容量維持率)が減っていく。
- 環境・使い方によって、劣化速度が異なる。
 - 劣化は、経時による劣化と、通電による劣化に分割できる。
 - 経時による劣化: 下記パラメータによって、単位時間当たりの劣化速度が異なる。
 - 温度、SoC
 - 通電による劣化: 下記パラメータによって、単位通電量当たりの劣化速度が異なる。
 - 温度、SoC、DoD

※
SoC (=State of Chargeの略で、充電残量)
DoD (Depth of Dischargeの略で、充放電時のSoCの幅)

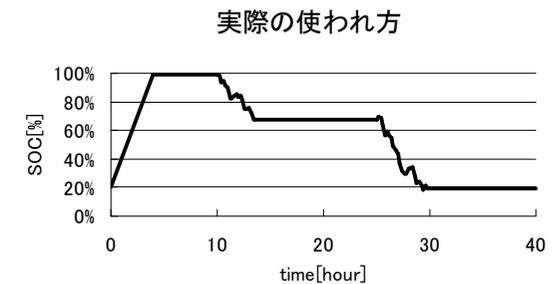
課題

- 特徴量の設計をどうするか？
 - 支配的な劣化因子は定性的に分かっているが、パラメタライズの仕方は未だ議論されていない。
- 学習データが少ない
 - 予測モデル構築には、実際に劣化が進んだ多量のデータが必要。しかし、劣化試験はコストが高い。
 - 一方で、車の使い方は複雑(ブレーキ回生など)で、少ないデータを組み合わせ、これを当てる必要がある。
- 実車の実績データもモデル構築に用いたい

劣化試験パターン



実走行パターン



限られた通電パターンの試験結果を組み合わせ、
複雑な通電パターンの電池劣化を予測したい。

提案手法

- 「SoC × DoD × 温度」の3次元空間におけるトラジェクトリ回帰の問題として定式化

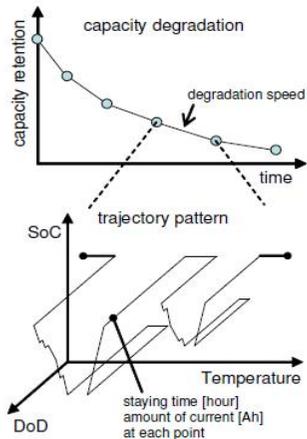
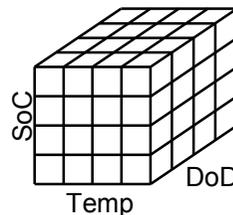


Figure 1. Outline of data set

離散化

「SoC × DoD × 温度」の3次元空間を離散化
各セルにおける滞在時間・通電量を積算する。
各セルに回帰係数を割り振る



劣化量を線形のトラジェクトリ回帰モデルで扱う

$$\phi(f, g | \theta) \equiv \sum_c \alpha_c f_c + \sum_c \beta_c g_c$$

劣化量 セルcにおける滞在時間 セルcにおける通電量

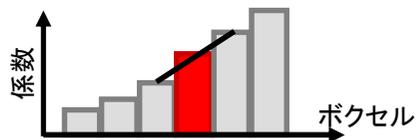
回帰係数 回帰係数

$$L(\theta) \equiv \sum_{n=1}^N \left(y^{(n)} - \phi(P^{(n)} | \theta) \right)^2$$

残差項

- パラメータ数が多いので、自然な正規化を行う。

係数 $\alpha \cdot \beta$ が滑らかに変化するように正規化
⇒ 隣接するボクセルの平均に近づける



正規化項

$$R(\alpha, \beta) \equiv \lambda_\alpha \sum_c \left(\alpha_c - \frac{1}{3} Q_{\text{all}}(\alpha, c) \right)^2 + \lambda_\beta \sum_c \left(\beta_c - \frac{1}{3} Q_{\text{all}}(\beta, c) \right)^2$$

目的関数 = 残差項 + 正規化項

$$\Psi(\theta) \equiv L(\theta) + R(\theta)$$

目的関数は二次関数なので容易に解ける

結果

- 実応用可能な電池劣化推定モデルを提案した。
- 実データを用いて、従来手法(kNNベース)と比較して、1.9倍～2.2倍の精度向上を達成した。

二乗誤差の比

	PROPOSED	KNN
SIMULATOR	1	2.20
ENDURANCE	1	1.89

予測の様子

