

IoTと機械学習による プラントモデル作成への取り組み

設計品質向上や開発期間短縮に貢献しているモデルベース開発ですが、数式モデルでは実際の挙動との乖離が見られる場合もあります。当社は、計測データを機械学習させることにより実測値との差異を改善、また、IoTを活用したデータ収集によって、プラントモデルの高精度化をさらに推進するサービスの提供を開始しました。プラントモデルの精度の向上により、お客様の製品のタイム・トゥ・マーケット短縮に寄与していく考えです。

シミュレーション結果と 実測値の隔たりをいかに解決するか

モデルベース開発は、設計フェーズで作成したモデルをベースにシミュレーションで検証しながら開発を進める手法です。設計工程ではシミュレーションによる設計品質の向上や後戻りの軽減を、プログラム作成工程では生産性向上や正確なプログラミングをそれぞれ実現します。車載ECU開発をはじめ、産業用機械、バッテリーマネジメントシステム、インバータ制御ECU、照明や空調システムなど、FAやエネルギー分野で導入・活用されてきました。当社では、自社開発のリアルタイムシミュレータ「M-RADSHIPS」を使って低コストかつシンプルで正確な検証環境を提供することで、モデルベース開発本来の利点である開発効率や品質向上、開発コスト削減をフルに引き出しています。

さまざまなメリットをもたらすモデルベース開発ですが、課題の一つとしてシミュレーション結果と実測値との乖離があります。モーターやバッテリーなどのシミュレーションや制御では、対象となるモデルを作成して性能などを評価することになりますが、このプラントモデルをどう作成するかが重要なポイントです。しかし、現実にはプラントモデル作成には多くの時間と労力がかかっています。

例えば、リチウムイオンバッテリーを例に考えてみましょう。バッテリーを使ったミッションクリティカルなシステムを開発する場合、実機検証の前段階としてシミュレーションによる検証を行います。図-1のようなコンデンサと抵抗を接続した等価回路にすることにより、モデル化を実現します。等価型回路にすることで、入力がある定常状態から変化し

たときの応答や、充電・放電時の電圧変化など、非定常状態になる現象を模擬することができます。

従来のバッテリー制御はこうした形でシミュレーションを実現してきました。しかし、化学（酸化・還元）反応により直流電力を作り出すバッテリーをRC回路のモデルとして表した結果、温度などわずかな条件の違いにより、実際の挙動とは異なるケースも出てきます。その差異については、人間の手でパラメータを調整して埋めていました。温度だけでなく圧力や経年劣化による変化なども具体的な原因は究明されておらず、こうしたことも盛り込んだモデルを作成することは困難です。

さまざまな条件による違いを、たくさんの測定値を用意し、人の力でパラメータを変更・調整しながら、あらゆるケースで実測値と合うよう調整しているのが実状です。プラントモデルの作成には、これまでこうした課題があったわけです。

機械学習の活用で プラントモデルの高精度化を目指す

そこで当社は、人間が苦勞して調整している部分を機械学習に移行することに着目しました。SIソリューション事業部では、早くから機械学習に取り組み、これを活用したソリューションやサービスを提供しています。この経験や知見を活かし、このチームと協力してプラントモデル作成に機械学習を取り入れていこうという取り組みを2016年7月から開始しています。

機械学習の手法については、複雑な組み合わせ特徴を見つけ

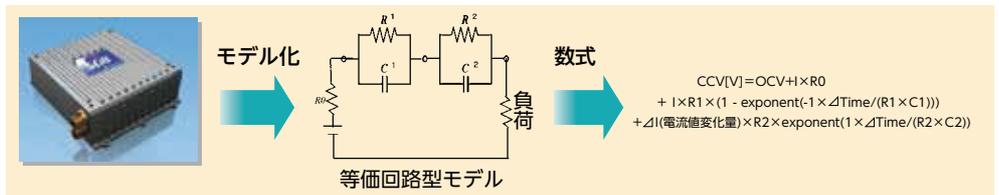


図-1 バッテリーの特性をRC回路で表現したモデル(等価回路型モデル)

出す「パターンマイニング手法」を採用。また、あらかじめ人間が教師データをプログラムに与え、これを基にモデル作成を行う「教師あり学習」を選択しました。教師あり学習は大きく、Classification(分類)とRegression(回帰)に分けられますが、計測データをグラフ化したときにそれに合った数値予測を行う後者を採用しています。

まずは、機械学習を活用することで、人間がやっていたものをどれだけ実現できるかを、先ほど紹介したリチウムイオンバッテリーで実証してみました。最初は、教師データの数が少ないと、傾向は出るもののピーク時の差異が目立ちました。しかし、教師データを大幅に増やしてみると、この差異が改善されてきました。教師データのサンプル数がさらに多くなれば、平均値が取れ、ピークも一致してくるものと思われます。

従来のような人間の手で調整していく場合でも、相当数のデータを集める必要がありますが、その場合は、「定」を揃える、即ち、変えたくない条件を一定にし、その条件下で変化を測定することが肝要です。例えば電池の場合であれば、温度を一定にした状態で電流・電圧、SOC(充電状態)などのデータを収集しますが、電流を流すと次第に温度が上昇するため、一定の温度で測定しようとする、相当な計測時間や労力が必要となります。

一方、機械学習の場合は、状態が揃っていないデータであっても、一定以上のデータ量と網羅度さえ満たせば、モデル化はできてしまうため、人が試行錯誤してモデル化することに比べて、作成時間の大幅に削減が実現できる、という点が大きな強みとなります。

高精度プラントモデル作成のための幅広いサービス提供を

続いて、取り組みを進めたのは、大量の計測データ収集を効率化するためにIoTを活用しようというものです。当社では、IoTサービス基盤を持ち、これを活用した各種情報の見える化をはじめとするさまざまなサービスを提供しています。これにより、逐次集まるデータは、無線ネットワーク(3G)でセキュアにクラウドに蓄積されていきます。ここで当社のM-RADSHIPSは、IoTのフォグノード的な役割を果たします。

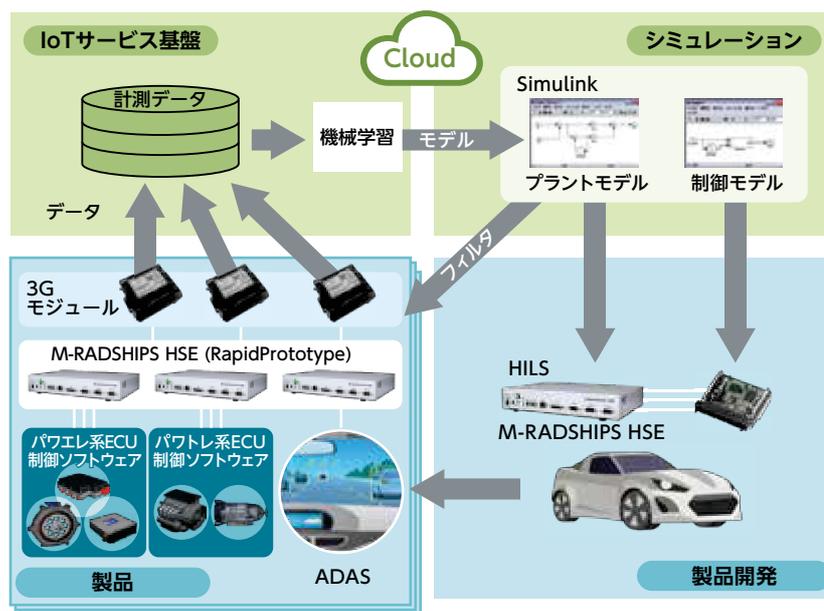


図-2 IoTと機械学習を活用したサービスの流れ

機械学習の採用により、あらゆるデータをモデル化することができるようになります。プラントモデルの正確性が向上していくことで、お客様は製品をより迅速に市場に投入することが可能となります。また、市場に出た製品は、IoTを活用してデータを収集する対象ともなるため、データ取得から製品市場投入のサイクルがうまく回っていくことで、IoTがエンジニアリング分野で大きな役割を果たす一つの解になると期待しています(図-2)。

企業では、さまざまなデータの収集・活用が進められていますが、目的や用途、教師データの品質やレベルはビジネスの優劣を左右するポイントとなります。素性のよいデータにするためにセンサーをより高品質のセンサーに交換するなど、高精度プラントモデルの作成のために当社がお役に立てることは少なくないと考えています。

今後、次のようなビジネスを進めていくことで、モデルベース開発のメリットを最大限に活かしていきます。

- (1) 機械学習を活用した高精度プラントモデル作成サービス
- (2) お客様が機械学習を活用した高精度プラントモデルを作成するための環境構築サービス
- (3) IoTを使ったデータ収集から高精度プラントモデル作成までの環境をワンストップで提供するサービス

当社は、これらの取り組みにより、お客様の製品のタイム・トゥ・マーケット短縮に寄与してまいります。

(エンベデッドシステム事業部 三島 隆司)