

論文・解説

34

1D 車両全体モデルを活用した EV 熱マネジメント システムの検討

Study of Thermal Management System for Electric Vehicle Based on Vehicle System 1D Simulation Model

波頭 佑哉^{*1} 中村 和博^{*2} 山岡 祐也^{*3}
Yuya Hato Kazuhiro Nakamura Yuya Yamaoka
松原 孝志^{*4} 重森 大輝^{*5}
Takashi Matsubara Taiki Shigemori

要 約

電動車両（以下、xEV）では、高電圧バッテリー（以下、バッテリー）やモーター、インバーターなどの電気駆動（以下、電駆）コンポーネントの信頼性を満たすために適切な温度管理が求められ、そのためのエネルギーが必要となる。しかし、バッテリー内の限られたエネルギーを動力及び空調と分け合う必要があり、これらの熱性能、航続距離、空調快適性の共立には、冷却・入熱のタイミングや熱の分配・移動を制御する熱マネジメント（以下、熱マネ）が重要である。そこで、xEV 車両内のマルチ・フィジックスの現象を解くことが可能な 1D 車両全体モデルを構築し、熱マネシステムの全体最適化の MBD（Model Based Development）手法を開発した。3D-CAE 及び機械学習を活用することでモデルの予測精度を向上し、実際の BEV（Battery Electric Vehicle）開発での適用を想定した熱マネシステムの検討を行った。

Abstract

Reliability of components such as high voltage battery (hereinafter referred to battery), motor, and inverter in the electric vehicle (hereinafter referred to as xEV) is satisfied by appropriate temperature management, which requires energy. However, the limited energy in the battery needs to be shared with driving power and air conditioning. Therefore, thermal management technology which controls the timing of cooling/heat input and heat distribution/transfer is important to balance thermal performance, driving range, and comfort performance of air conditioning. We developed a MBD (Model Based Development) method of the thermal management system for total optimization by constructing a vehicle system 1D simulation model which can calculate multi-physics behavior in the xEV. Improving analysis accuracy of the model with applying the 3D-CAE and machine learning, we studied the thermal management system, assuming that it is put into effect in the actual BEV (Battery Electric Vehicle) development.

Key words : Vehicle development, CAE, Design optimization, Thermal management, EV and HV systems, Motor, Battery, Vehicle systems, Air conditioning, Machine learning

1. はじめに

マツダでは、2030 年時点でマツダが生産する全ての車両に、電動化技術を搭載する⁽¹⁾。xEV では、特定の温度領域での電駆コンポーネントの出力低下や劣化などがあり、お客様の求める航続距離を満足しつつ、適切な温

度管理のためのエネルギーを確保する必要がある。また、空調作動時には、キャビンの冷却・創熱にエネルギーを分配する必要があるため、熱性能、航続距離、空調快適性の共立が求められる。

これらの背反課題を共立した車両を開発するためには、最適な熱マネが必要不可欠であるが、電動化に伴い複雑

*1,2 MBD 革新部
MBD Innovation Dept.

*4,5 装備開発部

Interior & Exterior Components Development Dept.

*3 ドライブトレイン開発部
Drivetrain Development Dept.

化するシステムにおいては、コンポーネントごとのモデルを用いた従来の個別最適化の MBD 手法では検討に限界がある。そこで、xEV 車両内のマルチ・フィジックスの現象を解くことが可能な 1D の車両全体モデルを構築し、V 字開発プロセスの左バンクでの熱マネシステムの全体最適化の MBD 手法を開発した。

本稿では、1D 車両全体モデルの概要と、モデルの予測精度の向上技術を述べた後、実際の BEV 開発での適用を想定したモデルでの熱マネシステムの検討例について紹介する。

2. 1D 車両全体モデルの概要

1D 車両全体モデルとは、車両を構成する各コンポーネントの熱流体、電気、化学、機械の機能を 1D で表現し、各系を強連成した状態で解析が可能な 1D モデルである。Fig. 1 に示すように、ハードウェア機能の車両モデル、EV ユニット／冷却回路モデル、空調モデルと、それらを動かすドライバーモデル、制御モデルから構成する。ハードウェアのモデル間は熱（赤線）、電気（黄色線）、機械（黒線）のつながりを持ち、各系のエネルギーの授受を示す。なお、解析ソフトは Gamma Technologies 社の GT-SUITE を用いている。以下に各モデルの機能を紹介する。

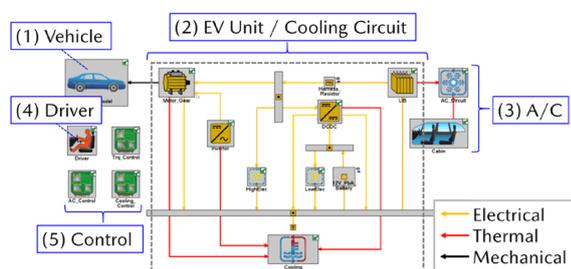


Fig. 1 Vehicle System 1D Simulation Model

(1) 車両モデル

パワートレインからの駆動力に応じて、車両前後方向に対する車両の加減速を計算する。車両の運動方程式に、モーターのシャフトから伝達した駆動力と車両側の走行抵抗や路面勾配抵抗、ブレーキなどの抵抗負荷を用いて、車速を算出する。

(2) EV ユニット／冷却回路モデル

モーターの駆動及び回生量に応じて、各電駆コンポーネントの電気の入出力と熱移動を計算する。電気の入出力の計算では、電気回路の状態方程式より、各コンポーネントの入出力の電力を算出する。また、熱移動の計算では、各電駆コンポーネントの熱伝導方程式に、発熱量と、冷却回路の流体モデルから求めた冷却部の熱伝達率を用いて、各部の温度を算出する。なお、バッテリーの冷却には空調冷媒を用いるため（第 3 章）、バッテリー冷却部の計算は下記空調モデルで行う。

(3) 空調モデル

コンプレッサーや膨張弁の制御及び、外気などの外部環境に応じて、キャビンの熱移動を計算する。キャビンの熱伝導方程式に、外部からの受放熱量と、冷凍／ヒートポンプサイクルの流体モデルからもとめた外気との熱交換量を用いて、キャビンの温度を算出する。なお、冷凍サイクルモデルはバッテリーへ分岐し、バッテリー冷却部の熱伝達率を算出する。コンプレッサーなどの電気負荷は、バッテリーの出力に追加される。

(4) ドライバーモデル

車両モデルの車速に応じて、パワートレインの操作を行う。目標の車速（検証する走行パターン）と車両モデルの車速を比較し、PI フィードバック制御によりパワートレインに指令する駆動力及び減速力とペダル操作量を算出する。

(5) 制御モデル

エネルギーマネージメント制御や熱マネ制御及び、空調制御など、車両システムの動作に必要な制御を実装している。各ハードウェアの消費電力や温度、そしてドライバー操作量の情報を用いて、モーターやコンプレッサーなどに制御値（モーター駆動力の上限値やコンプレッサー回転数など）を指令する。

3. 解析対象車両

xEV では電駆とエンジンを組み合わせた構成にする場合もあるが、本稿では電駆の熱マネに着眼し、BEV の MX-30 EV MODEL（以下、MX-30）を対象に行った、モデル開発（第 4 章）と熱マネシステムの検討例（第 5 章）を紹介する。

MX-30 の熱マネの特徴は、バッテリーの電力の入出力性能を最大化するために、空調システムの冷媒を用いたバッテリークーリングシステムを採用しているところである。Fig. 2 に示すように、空調システムからバッテリーに対して冷媒流路を分岐しており、バッテリーが高温になった際にバッテリー側の膨張弁を開き、冷媒を分配する。なお、その他の電駆コンポーネントは水冷システムとし、空調システムは冷房と暖房の両シーンで使用可能なヒートポンプシステムとなっている。

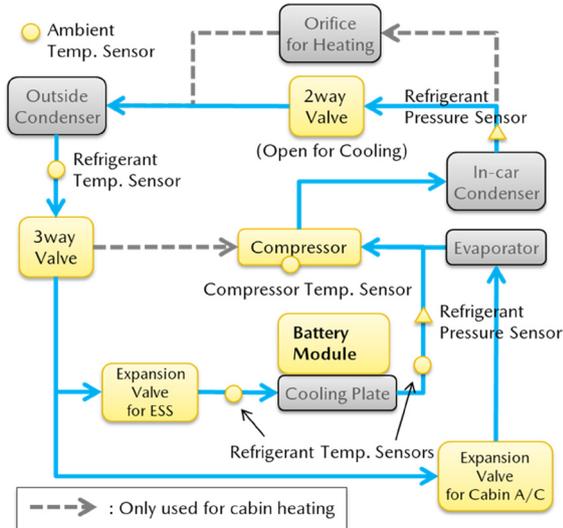


Fig. 2 MX-30 Cooling System for A/C and Battery

4. モデルの予測精度向上技術

1D 車両全体モデルでは、複雑な形状での流れや伝熱など、3D の異方性が強い現象での挙動の再現性に課題がある。また、モデルに設定した特性データの前提条件から外れた入力に対しても、誤差が生じやすい。そこで本章では、BEV の中でも航続距離の確保に特に重要な動力変換とパワーソースの機能を担う、モーターとバッテリーを対象に、上記の課題に対する 3 点の予測精度の向上技術について紹介する。

4.1 モーター：3D-CAE によるコイル温度予測精度の向上

モーターでは、特にコイルについて、高温になると銅線の絶縁被膜の絶縁性の消失によるショートが生じてしまうため、温度管理が求められる。モデルでのコイル温度の予測が重要となる。本節では、3D-CAE を活用して、モーター熱モデルでのコイル温度の予測精度を向上させた手法について紹介する。

(1) モデルの構成

MX-30 のモーターは、埋込磁石型同期モーターであり、ハウジング内には冷却水が流れるウォータージャケットを設けている。Fig. 3 では、対象モーターの熱モデルを示しており、各構成部品の熱容量と各接点間を結ぶ熱抵抗からなる伝熱モデルと、冷却部での放熱量を計算する流体モデルで構成する。計算コストと予測精度を両立するために、温度分布を予測したいコイルについては複数の要素に分割し、その他の部品については単一の要素で表現している。なお、発熱部位はコイル、ステーター、ローター、磁石として、発熱量は磁場解析より算出した発熱特性とモーターの回転数及びトルクより算出する。

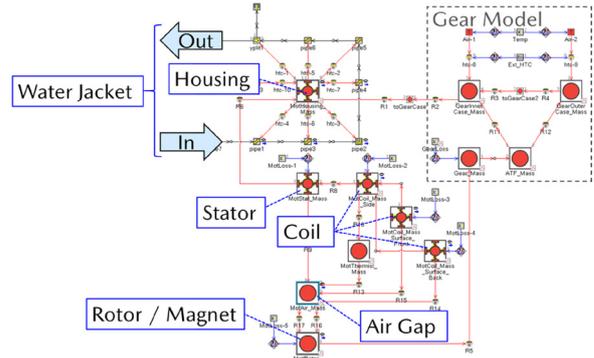


Fig. 3 Motor Thermal 1D Model

(2) 予測精度向上のアプローチ

熱モデルでは、対象部の熱容量と受放熱量から温度を計算する。ここでは、熱容量を部品の質量から求め、発熱量については磁場解析より精度を担保しているため、コイル温度の予測精度の向上方法として、コイルの放熱量に着眼した。

コイルからの主要な放熱経路は、接触しているステーターを介してウォータージャケット内の冷却水に放熱する経路である。この経路上で想定される、ハウジングから冷却水への放熱量の予測精度の課題に対して、ウォータージャケットの流体モデルの詳細化による改善を図った。冷却水への放熱量は、ハウジングと冷却水の熱伝達率によって決まる。熱伝達率は流速に依存するため、冷却水の流速予測精度が重要となる。そこで、ウォータージャケット内の流速分布を 1D で再現可能な流体モデルの実装を行った。Fig. 4 に示すように、ウォータージャケットの形状 CAD から 1D に縮退し、3D-CAE での流速解析結果と同じ分布になるようにパラメーターの調整を行った。

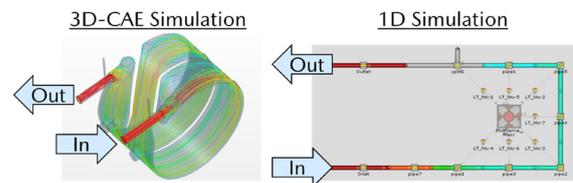


Fig. 4 Fluid Flow Simulation Result of Motor Water Jacket by 3D-CAE and 1D Model

(3) モデルの妥当性検証

Fig. 5 に、モデルの妥当性検証のため、評価ベンチを用いてモーターを定常駆動した際の、コイルの実測温度をモデルと比較した結果を示す。冷却水への放熱予測の妥当性を確認するために、冷却水の流量を複数条件設定している。黒色の実測に対して、改善前（赤色）は放熱を再現できておらず、最大で約 16% 高く温度を予測していた。一方で、改善後（青色）は約 2% まで予測精度が向上し、精度よく予測できていることを確認できた。Fig.

4 に示すような複雑な形状のウォータージャケットの場合、流速の分布がつきやすく、流速の変化をとらえて分割した流体モデルが有効といえる。

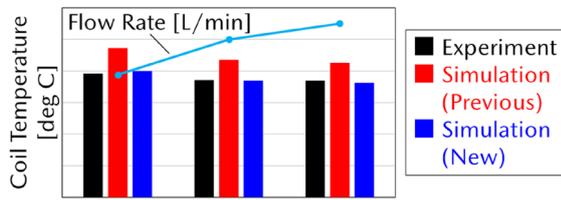


Fig. 5 Comparison Result of Motor Coil Temperature between Experiment and Simulation

4.2 バッテリー：3D-CAE によるセル間温度分布の予測

xEV で用いるバッテリーでは、高出力を実現するために、複数個のバッテリーセルを直列、並列に編成した構成を採用する。そのため、セルの位置ごとの冷却面積の違いにより、温度のばらつきが生じてしまい、セルごとの熱管理が必要となる。また、車両の駆動力や熱マネの制御には特定のセルの温度を用いるため、車両内でのエネルギーの流れや温度挙動を正確に予測するには、セル間の温度差を表現できるモデルが求められる。本節では、3D-CAE を活用して、バッテリー熱モデルでのセル間の温度分布を予測可能とした手法について紹介する。

(1) モデルの構成

MX-30 のバッテリーの構造を Fig. 6 に示す。MX-30 では、バッテリーパック内に 16 個のモジュールがあり、下面部に冷却機構として空調システムからの冷媒配管を配置している。なお、モジュールとは複数のバッテリーセルが集合した部品であり、1 個のモジュールあたり 12 個のセルから構成する。

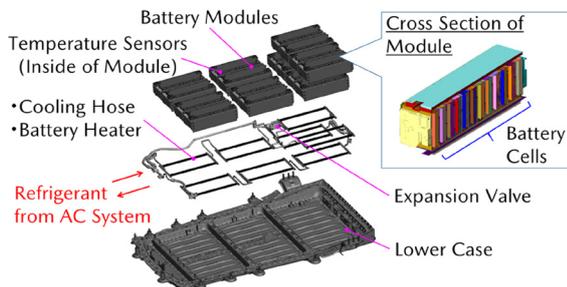


Fig. 6 Configuration of MX-30 Battery Pack

Fig. 7 に、対象バッテリーの熱モデルを示す。モデルの考え方はモーターと同様に、各構成部品の熱容量と各接点間を結ぶ熱抵抗からなる伝熱モデルと、冷却部での放熱量を計算する流体モデルから構成する。各モジュール、各セルに要素を分割し、それぞれのセルに対して発熱量を与えている。なお、発熱量はバッテリーの内部抵抗特性と入出力する電力により算出する。また、冷却部

は空調システムの冷媒を用いるため、相変化による熱伝達率など特性の変化を考慮している。

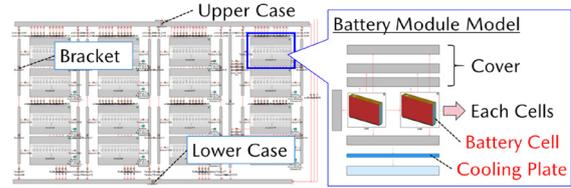


Fig. 7 Battery Thermal 1D Model

(2) 温度分布予測のアプローチ

バッテリーは複数個のセルから構成する性質上、構成部品数が多く、モデル構成が複雑になる傾向がある。そのため、各セルからの主要な放熱経路の特定が難しく、モデルの構成（分割数、要素間の接続など）や接触部の熱抵抗の決定に課題があった。その結果、セルごとの温度ばらつきの再現ができず、この課題に対して 3D-CAE を用いた改善を図った。バッテリー内の熱経路の把握を目的に、Fig. 8 に示すようにバッテリー全体の 3D-CAE モデルで熱伝導解析を行い、バッテリー内の温度分布を確認した。Fig. 9 に、3D-CAE での解析結果から再構成したモジュール内のモデルを示す。元のモデル構成に対して各部の要素数と熱経路を増やすことで、セルごとの熱移動量に差異が生じ、セル温度の分布を予測可能な構成とした。

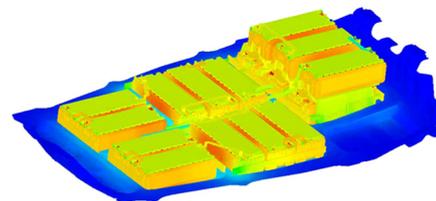


Fig. 8 Thermal Conductivity Simulation Result of Battery by 3D-CAE

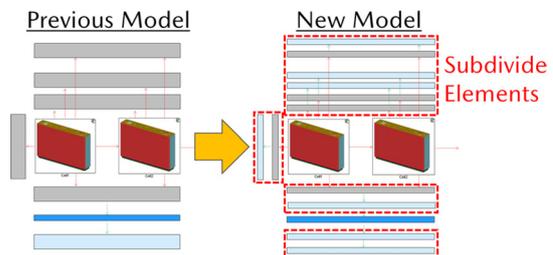


Fig. 9 Configuration Comparison of Battery Thermal 1D Model

(3) モデルの妥当性検証

Fig. 10 に、モデルの妥当性検証のため、実車走行時のセルの実測温度をモデルと比較した結果を示す。セル間の温度ばらつきの再現性を確認するために、車両に搭載した状態でバッテリー内の各セルの温度を計測した。セル No.1（濃線）はモジュール内の端側、セル No.2（薄

線)は中央側に配置されたセルの温度推移を示す。黒線の実測の温度分布に対して、改善前(薄赤線、濃赤線)は分布を再現できず、各セルの温度が近い値となり、差が大きかったセル No.1 では誤差が最大で約 8%あった。一方で、改善後(薄青線、濃青線)は約 4%まで向上し、温度分布を精度よく予測できていることを確認できた。

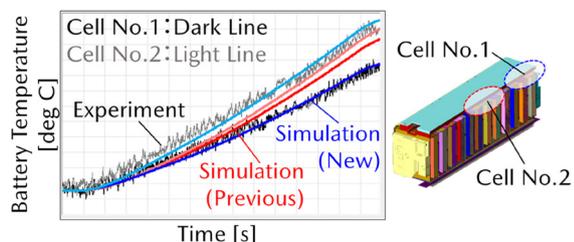


Fig. 10 Comparison Result of Battery Temperature between Experiment and Simulation

4.3 バッテリー：機械学習による電圧降下現象の予測

低温時のようなセル内の化学反応速度が十分確保できない状態で高出力の放電をした場合、電圧が急降下する現象が生じる。Fig. 11 では、単セルでの高レート(電池容量に対する電流の相対的な比率)の放電試験を行った結果を示しており、低温になるほど本来の充電容量を使い切る前に電圧が降下する。電圧降下によって保証電圧を下回った場合、走行を停止する必要があるため、目標の航続距離を満たすシステムの決定には、本現象をモデルで予測することが重要となる。

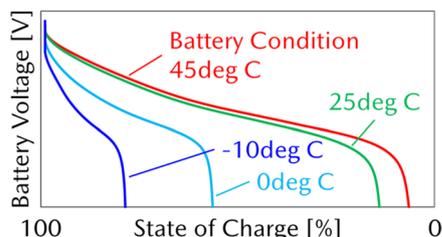


Fig. 11 Comparison Result of Battery High Rate Discharge Test

しかし従来の電圧予測手法では、Fig. 12 に示すように等価回路モデルを用いて特定のパルス試験の結果からパラメータを同定していたため、特異な本現象の再現性に課題があった。そこで本節では、化学反応に着眼し、機械学習を活用して電圧降下現象を予測可能とした手法について紹介する。

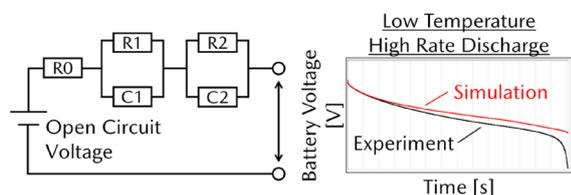


Fig. 12 Battery Voltage Equivalent Circuit Model

(1) 電圧降下現象予測のアプローチ

化学反応に基づいて電圧を予測するためには、電気化学反応とイオン輸送の方程式を連立して解く、Newman モデル⁽²⁾による計算手法を用いるが、電極の材料特性や形状などの詳細な情報が必要なため、セル内の構造がブラックボックスの状況下では精度を担保することが難しかった。また、複数の方程式を解く性質上、計算コストが高く、車両全体モデルでの使用に適していなかった。これらの課題に対する改善策として、機械学習の適用を図った。

Fig. 13 では、実装した機械学習モデルの概略図を示しており、バッテリーの入出力電流や温度など電圧の予測に必要な情報を説明変数に選定し、ニューラルネットワークを構築した。重みの学習には、単セルでの高レート放電時の実測の電圧データと、既存の等価回路モデルでのモード走行(WLTC など)の計算時の電圧予測データを用いた。その結果、特異な電圧降下と通常走行時の電圧の両挙動を高精度で予測可能とした。

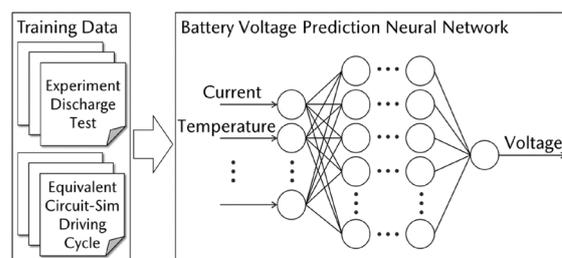


Fig. 13 Battery Voltage Prediction Neural Network

(2) モデルの妥当性検証

Fig. 14 に、モデルの妥当性検証のため、単セルでの高レート(低温)の放電とモード走行模擬(常温)の充放電時のセルの実測電圧をモデルと比較した結果を示す。黒線の実測の電圧挙動に対して、従来の等価回路モデル(赤線)ではモード走行時は高精度で再現可能だが、高レートの放電時には誤差が最大で約 18%あり、再現できていなかった。一方で、改善後の機械学習モデル(青線)では、高レートの放電時においても約 4%となり、両条件にて精度よく電圧挙動を予測可能なことが確認できた。さらに、計算コストを調べたところ等価回路モデルと同等であることが確認され、熱マネジメントの検討に有効なモデルとなった。

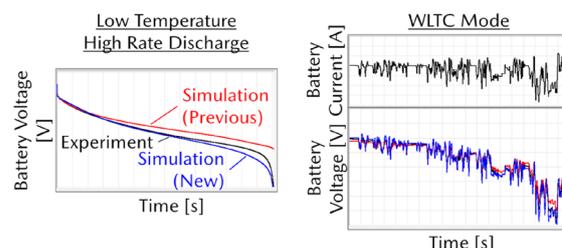


Fig. 14 Comparison Result of Battery Voltage between Experiment and Simulation

5. EV 熱マネージメントシステムの検討例

本章では、実際の BEV 開発での熱マネシステムを検討を想定した 1D 車両全体モデルの適用例を紹介する。BEV においても外気温にかかわらず目標の性能を満たす必要があり、本稿では、各コンポーネントが高負荷状態になる高速走行のシーンを対象に、高及び低外気温の条件にて解析を行った。

5.1 BEV の高速走行での焦点

BEV の高速走行では、まず高外気温時には、電駆コンポーネントが高温となり、所定の温度以下にあることの確認が求められる。昇温抑制のために冷却が必要な場合、特に、MX-30 のバッテリー冷却では、空調システムの冷媒を用いているため（第 3 章）、バッテリーの冷却性能と空調快適性の両立が必要となる。Fig. 15 では、冷房時にバッテリー冷却をする際のキャビンとバッテリーの温度推移を示しており、バッテリーの冷却のために冷媒を分配すると、キャビンの温度が上昇する。バッテリーへの冷媒の分配量が多いほど、空調快適性が損なわれるため、バッテリーの冷却性能を満たしつつ、空調快適性の悪化を許容できる最適な冷媒分配量の検討が求められる。

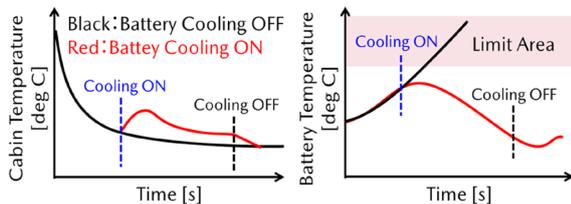


Fig. 15 Temperature Behavior of Cooling System for Air Conditioning and Battery

一方で低外気温時には、4.3 節で紹介したように、低温でのバッテリーからの高出力に伴い電圧降下が顕著となり、航続距離の低下のリスクがある。また、暖房用ヒーターの出力の低下により、空調快適性の悪化も想定され、電圧降下が所定の範囲内に抑えられることの確認が求められる。

5.2 1D 車両全体モデルの妥当性検証

5.1 節より、モデルでの電駆コンポーネントの温度とバッテリーの電圧挙動の予測が求められるため、第 4 章で紹介した予測精度の向上技術を取り入れた 1D 車両全体モデル内での、これらの予測精度の妥当性を検証した。Fig. 16 に結果を示す。モーターコイル温度、バッテリー温度、バッテリー電圧について、黒線の実測に対して、改善技術の実装前（赤線）は再現性が低かったが、改善後（青線）は最大誤差がそれぞれ従来比で約 26%、65%、61%改善し、再現性の向上が確認できた。また今回は、空調快適性と両立検討によりキャビンの温度の

予測も必要なため、実測との比較を行い、誤差が平均で約 3%と精度よく再現可能なことを確認した。なお、モーター駆動力についても高精度で予測できており、車両走行の再現性も良好である。

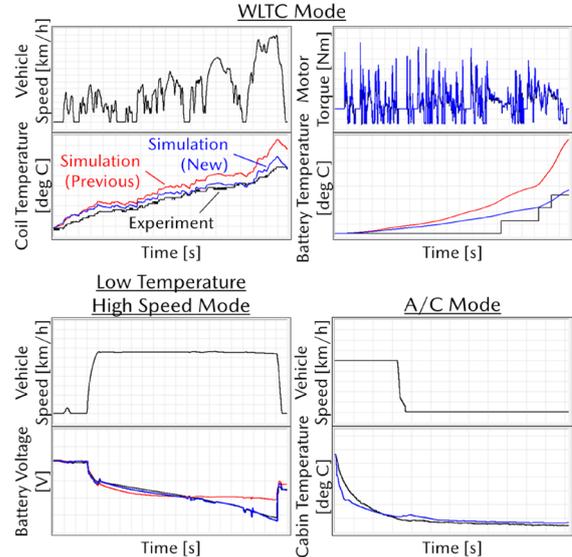


Fig. 16 Comparison Result of Vehicle System Behavior between Experiment and Simulation

5.3 熱マネシステム検討の解析結果

Fig. 17 に熱マネシステム検討の解析結果を示す。高外気温において、バッテリー冷却時の冷媒の分配量はバッテリー側の膨張弁のリフト量で制御を行う。そのため、モデル上でリフト量を複数条件設定して、各条件でのバッテリーとキャビンの温度の推移を比較した。リフト量の小さいピンク線と緑線では、空調快適性は保つことができるが、バッテリーとしては冷却エネルギーが足りず、目標の冷却性能を満たすことができなかった。一方で、リフト量の大きい青線ではバッテリーの冷却性能は満たせるが、空調快適性を顕著に損なう結果となった。以上の結果より、緑線と青線の間のリフト量にすることで（赤線）、バッテリーの冷却性能を満たしつつ、空調快適性を許容範囲内に保つことができることが分かった。また、モーターのコイル温度についても上限の温度以下を推移していることを確認した。

次に Fig. 17 のバッテリー電圧の結果では、低外気温時（暖房用ヒーター作動）の結果を追加しており（黒線）、高外気温時と比較すると電圧降下が顕著に生じていることが分かる。電圧降下は生じるが、目標の走行時間の間、暖房用ヒーターを作動しながら電圧を保つことができ、低外気温においても航続距離と空調快適性を満たせることが確認できた。

これらの検討工数を実車の実験で行った場合と比較すると、モデルを活用することで最大で約 90%の工数を削減できることが分かった。BEV では、バッテリーの充電

量を調整する必要があり、実験の準備時間が増大するため、モデル活用による工数削減効果が大きくなる。また、複数仕様の試作機を作成する時間とコスト削減のメリットも生じる。

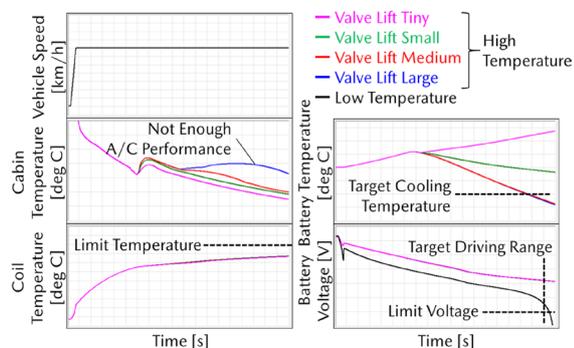


Fig. 17 Simulation Result of Thermal Management Study

■著者■



波頭 佑哉



中村 和博



山岡 祐也



松原 孝志



重森 大輝

6. おわりに

本稿では、xEVの左バンクでの熱マネジシステムの検討手法として、1D車両全体モデルを用いたMBD技術の紹介をした。

モーターのコイル温度やバッテリーのセル間温度分布、電圧降下について、3D-CAEと機械学習を活用して高精度に予測する技術を開発した。これらの技術を取り入れたモデルを用いてBEVの熱マネジシステムの検討を行い、背反課題に対して最適解を見つけ、開発効率を改善可能なことが分かった。

今後、これまで開発してきたエンジンの1Dモデルとの連成を行い、ハイブリッド車両での本モデルの活用を行う予定である。本検討手法の技術開発を更に進め、マツダの魅力ある電動車両をお客様に届けていきたい。

参考文献

- (1) MAZDA: ANNUAL REPORT (2021)
- (2) 加藤操: 1Dモデリングによる電気化学に基いたLiイオンバッテリーの高速シミュレーション手法, 第59回自動制御連合講演会講演論文集, pp.757-760 (2016)