

特集：DX/AIの活用

03

AI技術を駆使した高速制御適合プロセスの構築

Construction of a High-Speed Control Calibration Process by Leveraging AI

藤井 良弥^{*1} 赤星 尚幸^{*2} 西本 京太郎^{*3}
Yoshiya Fujii Takayuki Akaboshi Kyotaro Nishimoto
田賀 淳一^{*4} 沖田 陸也^{*5} 荒川 博之^{*6}
Junichi Taga Rikuya Okita Hiroyuki Arakawa

要約

マツダは「2050年までのカーボンニュートラルの実現」に向けてマルチソリューション戦略に取り組んでいる。その中で必要となる内燃機関の効率的な開発に向けた施策として、AI技術を活用した制御適合開発の高速化・自動化を進めてきた。本稿では、CX-90 3.3L ガソリンターボエンジン開発時のICEの制御適合の開発工数を従来比半減以下にした取り組みについて紹介する。また、ICEの制御適合技術を応用し、電動車向けのモーター開発に適用した取り組みについても紹介する。

Abstract

Mazda is working on a multi-solution strategy to achieve carbon neutrality by 2050. As part of the necessary measures for the efficient development of internal combustion engines, Mazda have been advancing the acceleration and automation of control calibration development using AI technology. In this report, we introduce the initiatives that have reduced the development man-hours for control calibration by more than half, which was also partially addressed during the development of CX-90 3.3L gasoline turbo engine. Additionally, we introduce efforts to apply the ICE control calibration technologies to the development of motors for electric vehicles.

Key words : Electronics and control, Engine control, Electric vehicle and hybrid electric vehicle control, Test/measurement, New measuring technique, AI

1. はじめに

地球温暖化対策の世界的高まりの中、マツダでは「2050年までのカーボンニュートラルの実現」を目標に掲げ、異なる市場・地域のニーズに応じて多様なパワーtrain技術を提供するマルチソリューション戦略に取り組んでいる。この戦略の実現に向けた施策として、内燃機関（ICE）での高効率燃焼技術やハイブリッド車や電気自動車などの電動化技術の導入を進めている。一方で、これらの開発には多くの開発要員・期間が必要であり、高効率な開発プロセスの構築が求められている。

本稿では、制御適合開発を対象に開発プロセスを効率化した内容について述べる。制御適合開発とは、エンジ

ンやモーターなどのユニット性能を最大限に引き出すため、電子制御装置（ECU）の設定を調整することであり、ICEでは走行性能や環境性能を引き出すために、燃料噴射時期や点火時期、EGR（Exhaust Gas Recirculation）量、可変バルブタイミング（S-VT）など多くのデバイスの調整を行う必要がある。この膨大な組み合わせの中から最適な条件を探し出す作業は開発工数が増大する要因になっている。この開発工数の圧縮のために進めた高速化・自動化技術の紹介と適用事例について紹介する。本技術は3.3Lガソリンターボエンジン開発の制御適合に適用した技術である。また、本稿で紹介する技術・考え方はICE以外の制御適合開発にも転用可能であり、電動車用のモーター開発に適用した事例についても紹介する。

*1 統合制御システム開発本部
Integrated Control System Development Div.

*3,4,6 エンジン性能開発部
Engine Performance Development Dept.

*2,5 電気駆動システム開発部
Electric Drive System Development Dept.

2. ICE での高速計測適合

従来のエンジン制御適合では、実験計画法に基づきデータを計測し、計測したデータを基にモデル化・最適化を行い、最適点を ECU に設定するプロセスを踏んでいる。このプロセスでは、データ計測・モデル化・最適化の3つの工程を段階的に進めていく必要があり、大きく3つの課題がある。(1) 多因子での交互作用を考慮した計測点を短期間に漏れなく見つけること。(2) 計測点のない補完区間に対して曖昧さを定量化し、その定量値から改善余地を判断すること。(3) データ計測から最適化までの各作業工程を無駄なく、シームレスに実施すること。

これらの課題を解決するプロセスとして、データ計測から最適化までを1回の計測適合工程として考えて1回の工程ごとにエンジン特性を把握し、最適化が完了するまでこの工程を繰り返し実施する方法を導入した (Fig. 1)。具体的には、計測したデータからモデルを逐次学習し、モデルの特性や曖昧さを基に最適点を導出するために必要となる計測点を探索して再度計測を行うという考え方になっている。これにより、1工程ごとに多因子での交互作用やエンジン特性の曖昧さを加味しながら評価でき、最適化後にデータ不足による取り直しを防ぐことを可能にした。一方で、この考え方はモデル化・最適化を都度行うため、従来よりも時間を要する。この問題を解決し、プロセス実現のために取り入れた各工程での技術を以降で説明する。

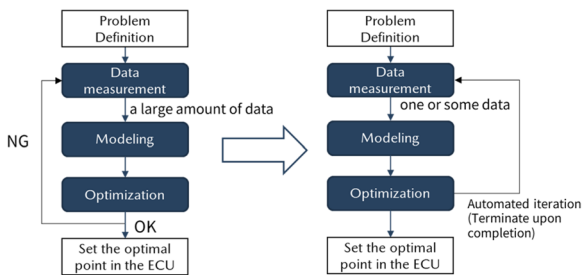


Fig. 1 Concept of High-Speed Control Calibration

2.1 データ計測

一般的にガソリンエンジンでは燃焼のサイクル変動が大きいため、数百サイクルの間同一条件でデータ計測し、燃焼安定性やノッキング判定を行い、制約に収まる最適点であるか判断していた。一方で今回採用した高速計測は、計測条件を少サイクル (数サイクル) ごとに変わる手法 (スイープ計測) を使用した。この手法は、スイープ計測の対象となる特性に対して制約限界点まで計測することが可能で、連続的な特性感度を短時間で取得することができる。

一方で本計測手法では、(1) 少サイクル化による燃焼変動が伴う指標、(2) 温度やエミッションなどの応答遅

れのある指標の2つに対して、計測精度が低下する問題がある。そこで (1) に対しては、スイープ対象となる制御量を含めた多変量確率密度分布推定により確率的に発生する燃焼変動を推定する方法を使用した (Fig. 2)。Fig. 2 は制御量を充填効率 (Charge Efficiency: ce)、計算対象を図示平均有効圧 (Indicated Mean Effective Pressure: IMEP) とした場合の発生確率の例を示している。この発生確率に基づき特定の ce に対する IMEP をサンプリングすることで、定常計測相当の燃焼を模擬して評価対象となる燃焼特性を導出可能にしている。

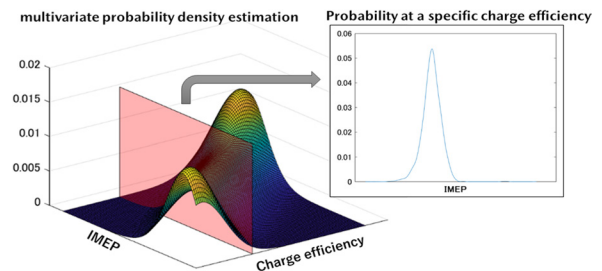


Fig. 2 Method of Estimating the Stochastic Indices

また、(2) に対しては、事前の同定テストによって粗い定常モデル、動的モデルを導出し、スイープ計測データに対してこれら2つのモデルとカルマンフィルタを用いることで定常相当の出力値を予測する技術を取り入れた (Fig. 3)。

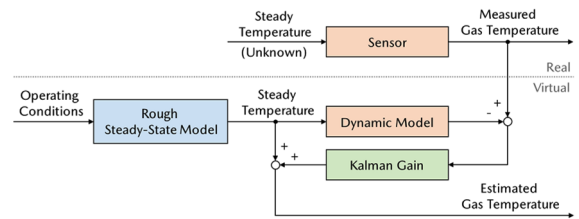


Fig. 3 Estimation Method of Gas Temperature

これら2つの技術による計測指標の精度は予測値の安定性の観点からスイープ計測速度とのトレードオフ関係になるため、制御適合に必要な要求精度を満足する速度調整を事前に実施して利用可能とした。

2.2 モデル化

モデル化手法として、確率論的な手法であるガウス過程回帰を採用した⁽¹⁾。ガウス過程回帰では、確率分布に従うモデル表現が可能で、従来表現の難しかった計測点以外の曖昧さを表現できるのが特徴である (Fig. 4)。この手法を燃焼安定性やノッキングなどの商品性や信頼性に関連する制約を含めてモデル化することで、内外挿を含む制約条件の曖昧さも加味して最適点の確からしさを表現できる。

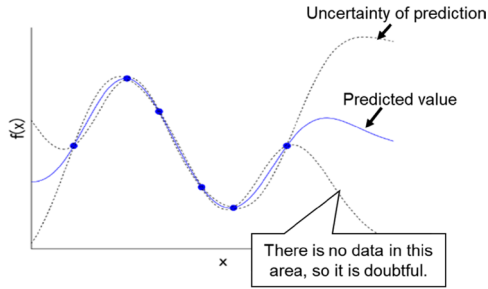


Fig. 4 Modeling Using Gaussian Process Regression

しかしながら、ガウス過程回帰は一般に $O(n^3)$ の計算コストがかかるとされており、(1) スイープ計測による大量のデータを取り扱うのが難しい。更に、(2) エンジン特性としてのばらつきや急変するような表現が難しいという課題がある。これら2つの技術課題に対して、Heteroscedastic Sparse Variational Gaussian Process Regression (Het SVGP) を用いた。この技術は、(1) に対してはスパースモデリングと変分推論を組み合わせることで計算コストとメモリー使用量を大幅に削減でき、数十～数百万点の大量なデータを扱えるようにすることで、スイープ計測で取得できる燃焼データを余すことなく抽出してモデル化できる。また、(2) に対しては、データの不均質なノイズ成分の分散を求めることが可能で、これによりエンジンの運転条件ごとの燃焼ばらつき表現を可能にした^{(2),(3)}。

2.3 最適化

最適化手法としてはベイズ最適化を採用した。ベイズ最適化では、確率的に推論を行い、目的達成に向けて最適なデータ取得を行うことが可能である (Fig. 5)。Fig. 5 は最小化探索を行う一例で、ガウス過程回帰で予測された特性や曖昧さを基に改善見込みの小さい領域の計測は行わず、確率的に改善の可能性がある点を予測した上で探索することが可能である。

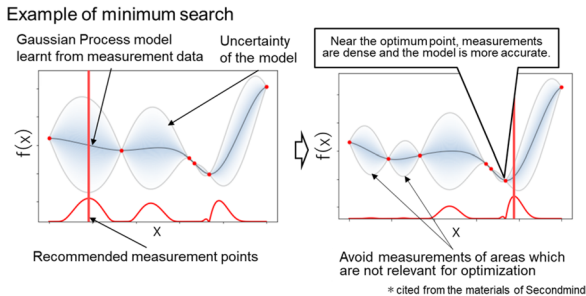


Fig. 5 Exploration Using Bayesian Optimization

しかしながら、一般的なベイズ最適化では、(1) エンジンの制御適合が必要となる2次元マップ上の最適点導出が難しい。更に、(2) 高速計測に合わせた効率のよいデータ取得方法が難しいという2つの課題がある。(1) に対しては特定の条件を1つ取り出すという考え方から、Profile (関数) としてとらえて、2次元上に導出する手

法 (=Profile Optima) を採用した⁽³⁾。また、(2) に対しては、Batch Acquisition を採用し、スイープ計測を実施した時に最も効率よくデータ取得できる推奨点を発行する機能を実現した⁽³⁾。

2.4 システム構成

2.1~2.3 の機能群を活用するため、HPC (High Performance Computing) システム上に各機能を統合するシステムを構築した (Fig. 6)。HPCシステムはECU信号やベンチ設備の各種計測信号などを含めてリアルタイムにデータ取得して解析処理が可能なシステムである。このシステム上でデータ計測まで実施し、計測データを基に社外環境 (クラウド) 上でモデル化・最適化を実施する。その後、算出された次の計測点を再度データ計測するという構成としている。また本環境は、HPCシステム内でデータ整合性の確認機能 (異常データの混入防止) や各種連携環境とのフェールセーフ機能をもたせることで、夜間無人でも連続動作し続ける計測適合環境を実現した。

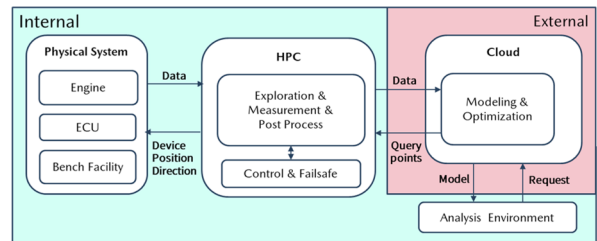


Fig. 6 System Overview

3. 実用時の工夫点

2章で説明した基盤技術に加えて、エンジンの制御適合で考慮した内容を紹介する。

3.1 リターダビリティの考慮

エンジンの制御適合では、ギア段変更などの際に車両駆動力変化を最小にするため、点火の遅角制御によってエンジントルクを瞬時に低下させる必要があり、その際の燃焼安定性 (=リターダビリティ) が求められる。前章で説明したスイープ計測は、充填効率を対象としたスイープ計測 (ce-sweep) を利用しており、点火制御は基本的にMBT (Minimum advance for the Best Torque) に制御しつつ、ノッキングが発生する予兆が出てきた場合に点火制御を遅角させることでノッキング限界に近い点火時期でデータ計測する仕組みとなっている。そのため、従来は本手法とは別にリターダビリティ用に評価を行う必要があった。そこで、ce-sweepの計測後に充填効率に対する目標トルクを算出し、目標トルクにフィードバック制御しながらce-sweep計測を行い、異なる点火条件での計測を行うことでリターダビリティを評価することを可能にした (Fig. 7)。

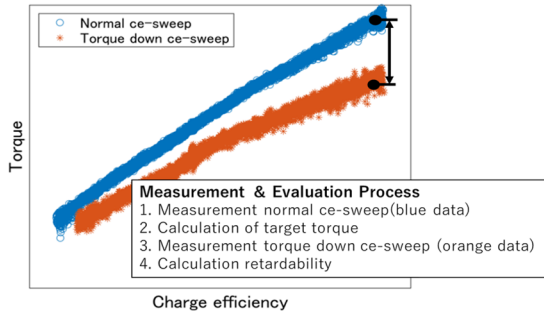


Fig. 7 Measurement and Evaluation for Torque Reduction Capability

3.2 効率的な AI 技術の活用

モデル化・最適化の工程は、データ計測が完了した後に実施して有望な計測点を返すというプロセスになるため、データ計測から次の計測点を生成する間は、評価ベンチが待機状態となり有効活用できない問題がある (Fig. 8)。

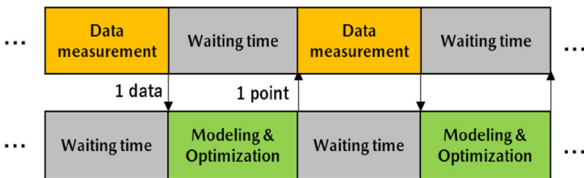
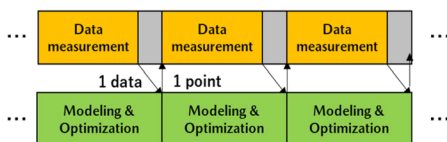


Fig. 8 High-Speed Control Calibration

そこで、並列化とバッチ化の2つを取り入れた (Fig. 9)。まず並列化は、計測とモデル化・最適化を並行で行う方法であり、実現のために最新の計測データで学習される前までのモデルを参照することで実現している。次にバッチ化は、複数の計測点を生成してモデル学習と計測点の生成にかかる時間を削減してエンジン稼働時間を上げていく方法である。計測にかかる所要時間や問題設定の複雑さなどを加味して、これら2つの手法を組み合わせることで無駄のない評価を実現した。これら2つの方法はモデルの学習効率が落ちる懸念はあるが、2.3で記載のように2次元マップ上の最適点導出を行う上では影響は小さく、事前検証でも計測点数やモデル精度として影響がないことは確認している。

Asynchronization (Utilize the previous model)



Batch Processing (Measure multiple points collectively)

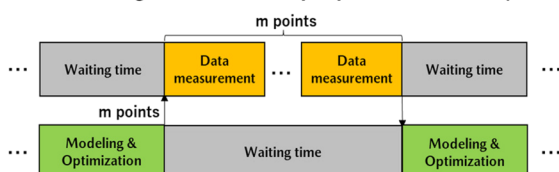


Fig. 9 Parallelization and Batch Processing

4. 活用結果

本技術を活用した制御適合として、Table 1 に示す問題設定にて実施した。自動的に計測・適合を繰り返すために必要となる初期計測データは実験計画法に基づいて計測した80点を使用した。

Table 1 Problem Definition

Sweep method	Ce-sweep (charge efficiency)
Optimization Target	fuel efficiency (=Torque) maximization on the map per engine speed/charge efficiency
Input Variables (Decision Variables)	7 factors: engine speed, charge efficiency, intake and exhaust valve timing, external EGR rate, injection timing, SCV (Swirl Control Valve)
Constraints	11 conditions including knocking and combustion stability. 5 Binary models, 6 Regression models

計測・適合の完了判断は、(1) 回転数、充填効率の評価点ごとに最適化目的であるトルクの値、及びその信頼区間 (Fig. 10)、(2) 最適となる入力変数の推移 (Fig. 11)、(3) 最適点付近の実計測データの有無など、複合的に実施している。ここで、信頼区間とは母集団の真の平均が含まれる確率を示すものであり、95%の信頼区間 (1.96σ) にて評価した。

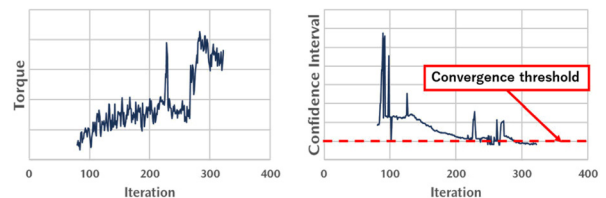


Fig. 10 Transition of Optimal Point

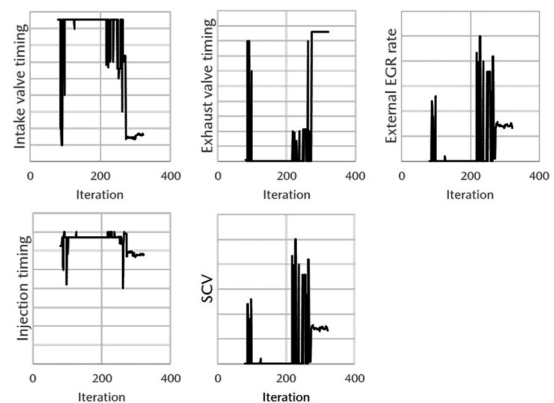


Fig. 11 Transition of Optimal Input Variables

Fig. 10 や Fig. 11 より、この評価は 300 点の計測で収束条件、330 点の計測で安定条件を満たしたため制御適合を完了と判断し、従来比 59.7% の開発期間の削減効果を確認した。また、この開発は日々のメンテナンスや監視を除いて本システムに人手を介入せずに自動での計測適合評価を実現できた。

なお、得られた最適点の妥当性を判断する上で多因子での最適化効果を完全に把握することは困難であるため、最適点及び最適点から各入力変数方向に探索する検証を実施した。SCV (Swirl Control Valve) に関しては他条件で高トルクとなるセット点があるものの、制約条件である燃焼安定性を加味すると本システムでの結果が良好であることが分かり、いずれの結果においても高速計測適合技術にて導出した最適点が最良であることが確認できた (Fig. 12, Fig. 13)。

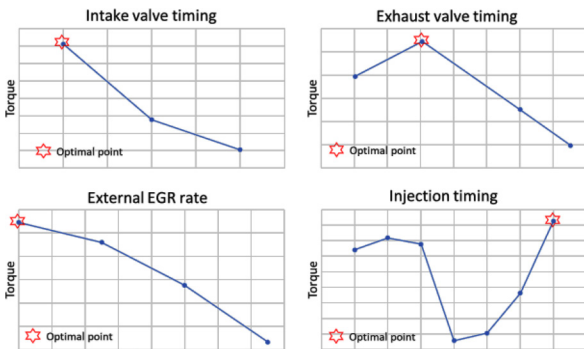


Fig. 12 Validation Results of the Optimal Point

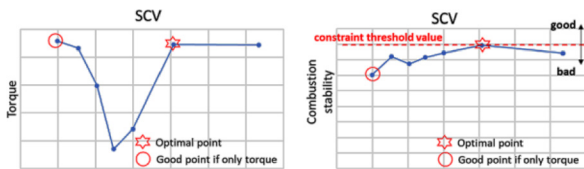


Fig. 13 Validation Results under Different SCV

5. モーター適合への応用

電動車用モーターにおいて、エネルギー効率の最大化と高精度なトルク制御を実現する電流ベクトルの最適化は重要な開発要素である。モーターの各運転条件の駆動電流を最小化する電流ベクトルの最適化問題に対して、ICE の高速適合技術を応用しシステムを開発した。ここでは主に ICE 用システムからの変更点に着目して説明する。

5.1 適合手法

永久磁石同期モーター (PMSM) はステータコイルに流れる三相交流電流を個別に制御するのではなく、ローターの回転位相に同期した回転座標系上で三相分の電流ベクトルを合成した I_a とその位相 β を直流量として制御

するのが一般的である。本適合ではモーター軸トルクに対して I_a を最小にする最大トルク/電流法 (MTPA) に基づく最適化を実装した (Fig. 14)。

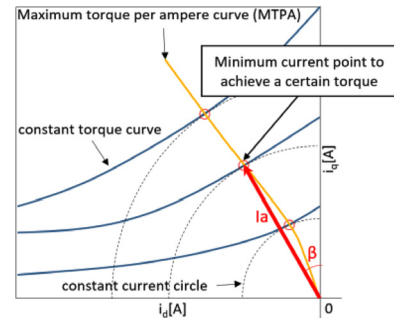


Fig. 14 Optimum Point of PMSM

5.2 モデル化

ICE で開発したガウス過程回帰 (GP) は柔軟な表現力が特徴の一つであるが、同期モーターのトルク特性は一般に既知であり、物理モデルを用いてほぼ正確に予測することができる。そこで、トルク特性を表す物理式を組み込み、モデルの表現力を同期モーターが取り得るトルク特性の範囲に制限することで、少ない学習データでも効率的にモデル精度を高められるようにしたカスタム GP モデルを開発した。カスタム GP モデルでは学習データの少ない領域でも運転条件が異なる近傍学習データを基に同期モーター特有の電流 I_a に比例してトルクが大きくなり、位相 β に依存する S 字状の特性を表現することが可能になった (Fig. 15)。

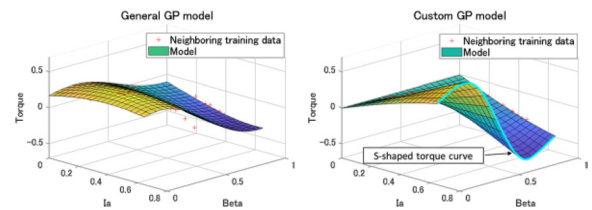


Fig. 15 Comparison of General GP Model and Custom GP Model

また、本モデルの特徴の一つとしてローター磁石温度を説明変数に採用している。これにより、これまでの適合作業ではローター温度が一定の管理水準に入るよう適宜ソーク時間を置く必要があったが、温度特性を含めてモデル化することで連続的なデータ計測による時間短縮とモデル精度向上を両立することが可能になった (Fig. 16)。

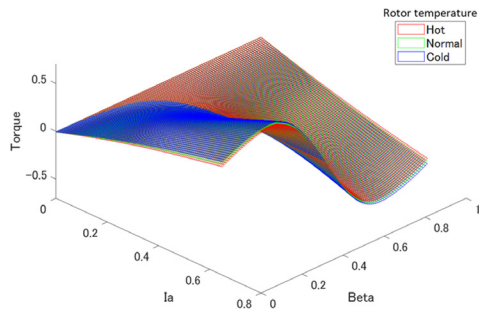


Fig. 16 Differences in Torque Characteristics Depending on Rotor Temperature

5.3 データ計測

モーターの過熱や過電流などの運転制約を避けながら効率的にデータ計測を行う手法として、位相 β を固定しベクトルの大きさ I_a を階段状にスイープする方式を採用した。

この時、インバーターの制御性確保や故障防止のため電圧利用率や各部の温度、モーター振動などを常に監視し、制約値が所定値を超えた場合は運転を停止し、次の計測条件に移行させている。

5.4 適合値の出力

適合値の算出は学習した各種モデルに基づいて最適値を導出する Model based calibration を採用しており、任意の運転条件に対して再計測せずに最適値を出力することが可能になった。更に、電圧利用率を所定値以下にすることを制約条件に加えることでバッテリー電圧ごとの適合値を迅速に出力できるようになった。本適合システムを用いて求めた位相 β の最適値と電圧利用率を示す (Fig. 17)。電圧利用率が制約になる高回転領域では弱め磁束になるよう位相 β が遅角し、運転範囲全域で制約を満たす最適値を得ることができた。

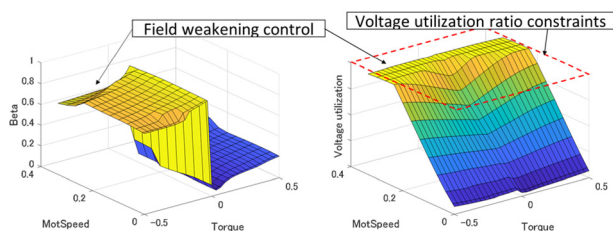


Fig. 17 Optimal Current Vector and Voltage Utilization

適合値のトルク精度として目標と実際の差をヒストグラム及び正規分布として表した (Fig. 18)。分布が0に近いほど精度よく適合できていることを示しており、社内適合基準を十分に満たすことを確認した。本システムにより適合工数従来比約80%減で社内の適合精度基準を満たすことの見込められた。

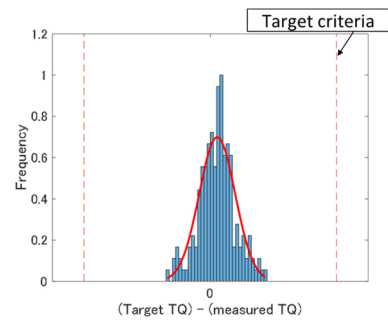


Fig. 18 Torque Prediction Error

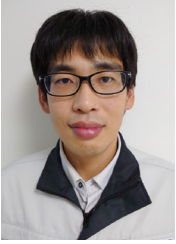
6. おわりに

本稿では ICE 及び電動車用モーターに対して、データ計測としてスイープ計測、モデル化としてガウス過程回帰、最適化としてベイズ最適化を取り入れて、開発プロセスを高効率化した内容を紹介した。これにより ICE での制御適合開発では、安全性を考慮したシステム設計と組み合わせることで夜間評価を含めて自動での計測適合評価を実施でき、開発期間を従来比で半減以下にできた。また、電動車用モーターでの制御適合開発では、ICE での開発技術・プロセスを応用活用して、要求精度を満足する適合値を従来比80%減の適合工数で得られる見込められた。これらの考え方や技術は、問題設定の変更によって他の制御適合開発にも活用可能であるため、技術適用先の拡張を行っていく。

参考文献

- (1) Carl Edward Rasmussen and Christopher K. I. Williams: Gaussian Processes for Machine Learning, MIT-Press (2006)
- (2) GPflow Developers: “GPflow 2.9.1 Documentation.” 2023, <https://gpflow.github.io/GPflow/2.9.1/index.html>
- (3) 米島ほか: 自動車内燃機関エンジンの高精度モデル化によるキャリブレーションの高精度化、高速化手法開発, 自動車技術会 2023 年春季大会講演予稿集, 文献番号 20235150 (2023)

■著者■



藤井 良弥



赤星 尚幸



西本 京太郎



田賀 淳一



沖田 陸也



荒川 博之