

## SA要素開発へのAI技術活用

## Use of AI Technology in Development of SA Elements

大内田 俊 ・ 宮内 悠樹 ・ 提 箸 良太  
OHUCHIDA Shun ・ MIYAUCHI Yuuki ・ SAGEHASHI Ryota

## 要 旨

近年、第3次AI (Artificial Intelligence: 人工知能) ブームが到来しているものの、AIを競争優位性につなげられる組織は、世界でも少ない状況である。

また、近年カヤバでは乗り心地と操安性を高い次元で両立するため、ショックアブソーバ (以下SA) 摺動部品の開発が進んでいる。この開発を効率的に進めるため、データ駆動によるSA作動油の開発支援を行ってきた。

そこで、本報ではDX推進部が主導する「SA要素開発×AIの取り組み」について紹介する。

AIなどのデジタル技術を活用するには、「データの品質管理」と「ユーザフレンドリーなアプリ提供」が重要である。そこで、SA開発品の実車評価時に収集する走行試験データを安全に管理・運用できる基盤を構築し、基盤で管理しているデータを、簡単に検索および分析できるアプリを開発した。

構築した基盤を活用することで、これまで苦労してきたデータ管理業務から解放され、走行試験やデータ分析に注力できるようになった。

既に一部の実車評価で、本基盤を実運用しており、今後のSA開発に役立つデータが基盤に蓄積されつつあり、「持続可能なデータ駆動による開発力向上の仕組み」の実現に手応えを感じている。

本報では、大学との共同研究成果であるAIによる周波数解析技術だけでなく、それを応用・展開したAIサービスや構築したデータ分析基盤を支える技術と思想について解説する。

## Abstract

Although there has been a third AI (artificial intelligence) boom in recent years, few organizations in the world have been able to gain competitive advantage through the use of AI.

In addition, KYB is focusing on the development of sliding parts for shock absorbers (SA) to achieve both ride comfort and maneuverability at a high level. In order to carry out this development efficiently, we have been providing data-driven support for the development of SA fluid.

This paper introduces the SA Element Development x AI initiative led by the DX Promotion Department for these reasons.

When utilizing digital technologies such as AI, it is important to carry out data quality control and provide user-friendly applications. Therefore, we have constructed a platform to safely manage and operate the driving test data collected during the evaluation of developed SA products in auto vehicles, and developed an application to easily search and analyze the data managed by the platform.

With this platform at our disposal, we can now focus on driving tests and data analysis, freeing us from the laborious data management tasks that used to be necessary.

We are already using this platform in some auto vehicle evaluations. Data useful for future SA development is being accumulated in the platform, and we feel that we can realize a sustainable data-driven system to improve development capability.

This paper describes AI-based frequency analysis technology that is the result of joint research with universities, along with the technology and philosophy behind the AI services that utilize such frequency analysis technology for further development, and data analysis platform thus constructed.

## 1 緒言

近年、第3次AIブームが到来しており、世界中の企業や研究機関が、あらゆる分野の課題を解決するために、AI技術の社会実装<sup>注1)</sup>に取り組んでいる。

一方で、AIを導入する企業のうち、60%以上の企業はPoC（Proof of Concept：概念実証）の段階に留まり、AIを競争優位性につなげられる組織は、世界でもわずか12%に過ぎないという調査結果がある<sup>1)</sup>。AI活用が進まない主な理由を以下に示す。

- ①AIに関する正しい知識や技術を有していない
- ②AIを運用できる基盤を構築できていない

前者については、AIで解決すべき課題か否かの判断ができず、PoCから先に進めないケースである。そのため、DX推進部ではAI技術だけでなく、課題設定についても学べる、AI人材<sup>注2)</sup>育成に取り組んでいる（詳細は、本号の「デジタル人材育成に関して」の記事参照）。

後者については、AIの学習に必要なデータを収集・管理する仕組みを構築できないまま、AI技術開発が先行してしまい、運用フェーズに移行できないケースである。また、AI技術は他のデジタル技術と組み合わせることで真価を発揮し、最終的には課題解決につながるのだが、他の技術に関するノウハウが不足しており、最適な解法やサービスを提案できないケースもある。

なお、本報では人材育成についての言及は控え、「SA要素開発×AIの取り組み」について解説する。

近年カヤバでは、乗り心地と操安性を高い次元で両立するため、SA摺動部品の開発に力を入れている<sup>2,3,4)</sup>。DX推進部は、2019年に創設されて以来、データ駆動による作動油の開発支援を行ってきた。より具体的には、作動油評価のために収集した走行試験データに対し、多様な分析アプローチを駆使して、作動油の従来品と開発品の比較・検証を行ってきた。そして、そのデータ分析結果に基づく評価技術や開発に関するアイデア創出を支援してきた。

これまでに試した分析アプローチの中には、最新のAI技術であるDeep Learningを活用した周波数解析が含まれている。このAI解法をはじめ、いくつかの分析アプローチが、今後のSA開発に役立つことが分かった。持続可能なデータ駆動によるSA開発力向上の仕組みを構築することを目的に、「基盤」・「アプリ」・「AIサービス」を開発したので、各章で解説する。

注1) 研究成果を社会問題解決のために、応用・展開すること。

注2) カヤバでは「人材」を「人材」としている。

## 2 要件

本開発では、走行試験データの一元管理からデータの検索・分析まで実現できる基盤を構築している。

「データの品質管理」を重視したデータ分析基盤構築、およびユーザフレンドリーなデータ分析アプリ開発に適用した要件を以下に示す。

### 2.1 データ分析基盤

「データの品質管理」のための要件を以下に示す。

- ①収集する走行試験データを標準化し、基盤にデータの保存が可能なこと
- ②上記データを説明する試験条件などの記録を標準化し、基盤に記録の保存が可能なこと
- ③走行試験データと試験条件を紐づけて、基盤で管理できること
- ④上記の紐づけ処理を含む、データ前処理を自動化できること
- ⑤基盤管理下にあるデータの改ざんや紛失がないこと

走行試験データの標準化については、車両計測標準化を目指して開発された専用ロガーを採用することで、誰が計測しても同じ形式でセンサ値が保存され、かつAmazon Web Services（以下AWS）の活用により、基盤でのデータ処理自動化や永続的なデータ管理を実現している。また、試験条件については、誰でも同じ形式や言葉遣いで記録できるアプリを開発した。詳細については、次章以降で解説する。

### 2.2 データ分析アプリ

データは分析され、かつ意思決定に活用されて、はじめて価値が生まれるため、どんな走行試験にも汎用的に使えることを目指して開発した「分析結果レポート自動作成アプリ」の要件を以下に示す。

- ①分析対象のデータを検索できること
- ②データ分析者が、よく参照するグラフを自動作成できること
- ③AI・BI（Business Intelligence: ビジネスインテリジェンス）活用を推進し、アイデア創出を支援できること
- ④直感的に操作できること
- ⑤安定稼働すること

「検索」・「分析レポート作成」・「アイデア創出支援」などの、複数機能を提供しつつ、簡単に操作できるアプリを開発した。また、マイクロサービス<sup>注3)</sup>を意識し、一部機能を改修する際、他の機能に影響が出ない設計にした。なお、本アプリの安定稼働のためにAWSを活用している。次章以降で詳細を解説する。

注3) 1つのアプリを小さなサービスとして分割し、開発効率化や影響範囲の極小化を図る設計手法。

### 3 データ分析基盤の概要

#### 3.1 システム構成

図1に開発したシステムの概略図を示す。データの収集から保存・可視化・分析まで実現できる仕組みをAWSクラウド上に構築している。

#### 3.2 データ収集

走行試験の結果を適切に分析するには、計測する走行試験データと試験条件を記録する表形式のメタデータを適切に紐づけて管理する必要がある。従って、今回のシステムでは、走行試験データとメタデータの収集系をそれぞれ用意している。

走行試験データの計測には、当社のスマート道路モニタリングシステム<sup>5)</sup>で開発された専用ロガーを採用している。この専用ロガーによって計測された処理前走行データは、エッジPCによってAWSへアップロードされる。データのアップロード先について、専用ロガーの拡張性を考慮し、現在収集していない画像データや音響データなどを含む、多様なフォーマットを保存できるAmazon S3<sup>注4)</sup>を採用している。

メタデータは、試験担当者がタブレット端末などから接続した専用 Web サイトで情報を入力するこ

とで、簡単に記録される。メタデータとして収集する情報は、事前に関係者と議論して、標準化した。また、専用 Web サイトの入力画面の使い勝手についても、現場の声を聞きながら設計した。なお、本サイトの運用・管理の負荷低減や低コスト化を狙い、Amazon S3の静的 Web サイトホスティング機能<sup>注5)</sup>を採用した。また、サイトへの接続を社内ネットワークに制限し、ユーザ認証機能を導入するなどのセキュリティ面も考慮している。

注4) タイプや容量に制限を受けることなくデータを保存、保護するストレージサービス。

注5) Amazon S3へWebコンテンツをアップロードすると静的ウェブサイト構築できる。

#### 3.3 データ処理

専用ロガーによって計測されるデータは、ロガーの電源が入った時点から自動的に収集が始まるため、試験区間外を走行したデータも計測してしまう。そのため、試験区間を走行したデータのみを抽出する仕組みをAWS Step Functions<sup>注6)</sup>のワークフローとして構築した。

本ワークフローにメタデータと処理前走行データを入力すると、メタデータを参照して、試験区間を

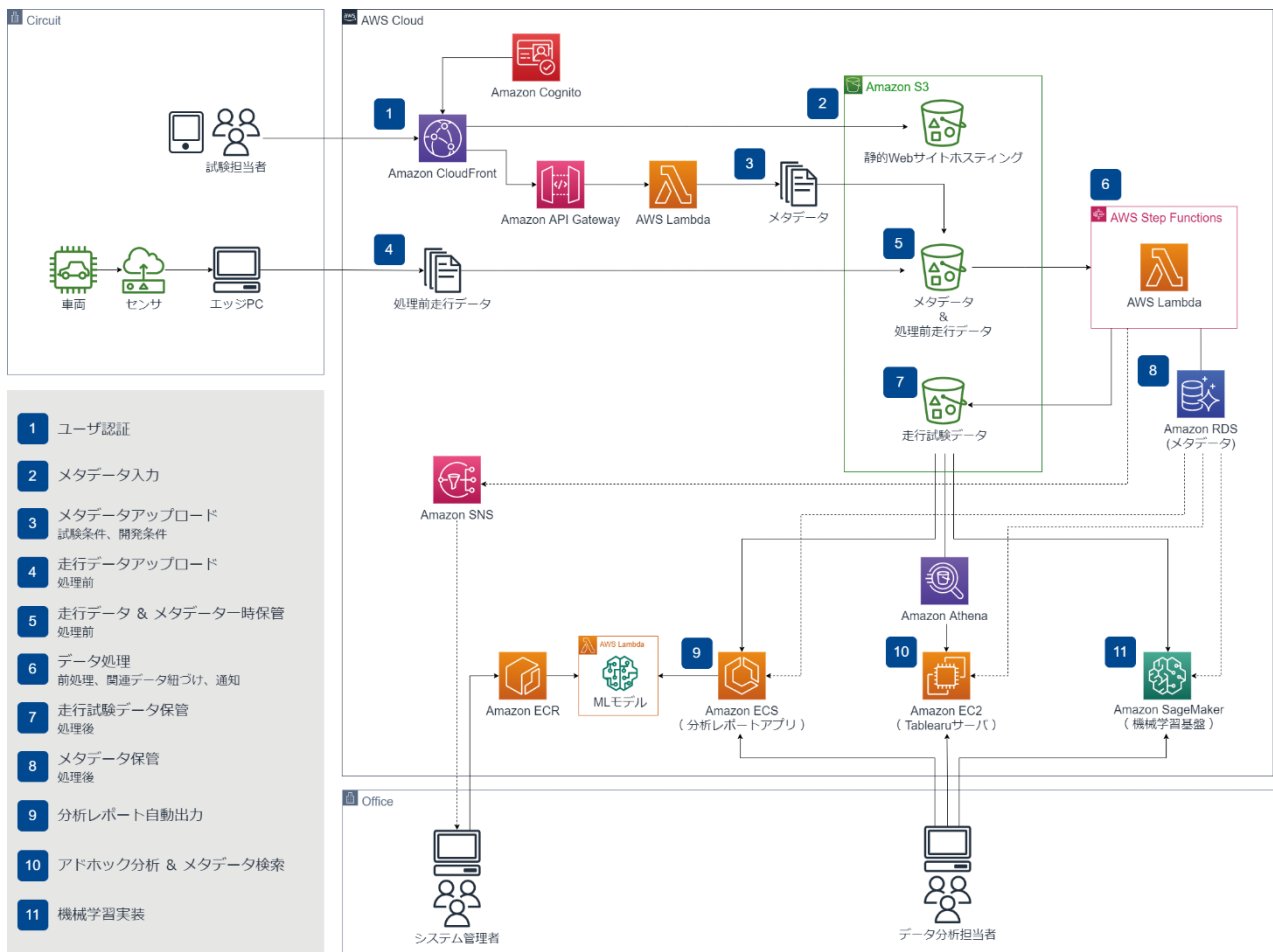


図1 データ分析基盤の概略図

走行した走行試験データのみを抽出し、かつ扱いやすい形式に加工され、Amazon S3に保存される。また、走行試験データの計測日時と紐づけられた状態でメタデータをリレーショナルデータベース（以下RDB）に登録することで、いつでも分析したい走行試験データを検索できるように管理している（図2）。

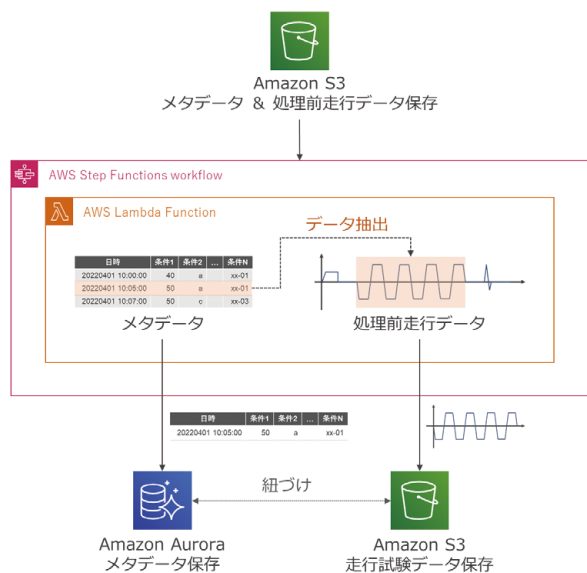


図2 ワークフローの概要

クラウドサービスを活用することでこのフローを高速に処理できるだけでなく、耐障害性の向上やバックアップ環境を低コストで実現している。一方、クラウドサービスを活用すれば、必要なときに利用したリソースのみにコストが発生するワークフローを、比較的簡単に構築・運用することができる。また、従来のデータ処理では、メタデータを表計算ソフトで作成した後、それを元に数日間かけて走行試験データを抽出する処理を手作業で行っていた。従って、一日分の走行試験データを整理するのに、膨大な工数を割いてデータ加工処理を行っていた。今後は、試験担当者が試験条件の入力作業だけを行えば、あとは構築したワークフローが自動で一連の処理をするため、データ処理に対する工数を大幅に削減できるようになる。

注6) AWSの複数のサービスを配置させて、一連のワークフローを作成するサービス。

### 3.4 データ分析

データ分析基盤では、管理された走行試験データに対し、以下の分析アプローチを提供しており、分析担当者が段階的に進められる仕様とした。

- ① 定型レポートによる簡易分析
- ② BIツールを使ったアドホック分析<sup>注7)</sup>
- ③ AIを使った高度な分析

注7) 分析項目や内容が決まっておらず、その都度、単

発的に実施されるデータ分析のこと。

#### 3.4.1 定型レポートによる簡易分析

走行試験データが基盤で管理された後、データ分析担当者は、はじめに内製Webアプリによって自動出力された分析結果レポートを確認することができる。本Webアプリは当社の分析技術を参考に開発しており、任意の走行試験データを選択するだけで、過去に培った分析ノウハウを考慮した分析結果の定型レポートを、だれでも簡単に作成できる。本Webアプリが提供している各機能の詳細については、5章で解説する。

本Webアプリを活用することで、これまでは有識者や専用ツールでないと作成困難だった定型レポート作成を標準化できるようになり、かつ分析対象のデータを基盤で安全に管理しているため、分析担当者はデータや専用ツールの管理などから解放され、分析や研究・開発業務に注力できるようになる。

#### 3.4.2 BIツールを使ったアドホック分析

分析結果レポートにより、走行試験データのおおよその特徴を把握できるものの、さらなる深堀り分析を行えるように、BIツールを使用したアドホックな分析環境を提供している。なお、当社では、本開発に限らず、全社横断でTableauを使ったデータ分析環境を提供している。

また、メタデータを管理しているRDBとTableauを接続し、誰でも簡単に任意の走行試験データを検索できる機能を開発・提供している（図3）。本検索機能により、類似の試験条件で収集された走行試験データに対する統計的な分析や、特定の条件のみ異なる走行試験データ同士の比較検証などを効率的に進められるようになった。さらに、検索結果をダウンロードする機能も提供しているため、検索結果の共有や後述する「AIを使った高度な分析」のための前処理に役立てることもできる。



図3 走行試験データ検索画面

#### 3.4.3 AIを使った高度な分析

走行試験データに対し、より高度な分析アプローチを支援するために、機械学習<sup>注8)</sup>の実装環境を提供

している。DX推進部では、Amazon SageMaker<sup>注9)</sup>を活用できるAI人材育成を進めており、本システムもそのような推進業務と連携しながら進めてきた。

現在は、データ分析など実験フェーズの環境としてSageMaker Notebook<sup>注10)</sup>を提供しているが、機械学習の実装を含めたプロダクトへの移行を目指す開発フェーズでは、AWS専用SDK（Software Development Kit:ソフトウェア開発キット）を使ったローカルPCからの開発を推奨している。なお、単に機械学習の実装環境を提供するだけでなく、あらかじめ整備されたサンプルコードの配布や社内に蓄積されたAmazon SageMakerの利用ノウハウを積極的に公開することで、AI活用推進を支援している。既に、Amazon SageMakerを活用している人財であれば、基盤で管理している任意の走行試験データを迅速に取得し、AIを含む様々な分析技術を駆使した、高度な分析が行える環境を提供している。

最後に、本活動で開発したAIを組み込んだAIサービスを提供しており、データさえ用意すれば、AI有識者でなくとも、自由にAIによる分析結果が得られる機能も提供している。開発したAIおよびAIサービスについての詳細は、6章以降で解説する。

注8) 数値や文字など多様なデータから規則性やパターンを学習し、コンピュータが現状判定や将来予測する技術。

注9) 機械学習モデルを高速に開発、学習、配布するための環境を提供するサービス。

注10) データの可視化や機械学習モデルの構築など一連の作業をインタラクティブに実装できるサービス。

## 4 適切な開発・運用体制に向けた取組み

### 4.1 展開性を考慮した開発

システム開発において、その後の展開性や保守性を考慮して、Infrastructure as Code（以下IaC）を採用している。IaCは、インフラ構成をソースコードで管理する考え方であり、サーバ環境やアプリケーション設定などをソースコードとして定義することを指す。IaCにより、システム構築における工数の削減や再利用の効率化、手動実行による人的なミスを軽減することができる。本システムでは、AWS Step Functionsなどのアプリケーション（前述したワークフローを含む）はServerless Frameworkを、ネットワークやセキュリティ関連のインフラはHashiCorp社のTerraformを採用している。

### 4.2 チームで開発するための仕組み

IaCをはじめ、各アプリケーションをチームで開発するにあたり、ソースコードのバージョン管理

ツールであるGitLabを採用し、日頃の開発を安全かつ高速に進めている。開発担当者が作成したソースコードに対して、有識者を加えたレビューを実施した上で、本番環境にマージしている。CI/CD<sup>注11)</sup>環境のもとで、正式にサービスがリリースされた後は、ソースコードの最新バージョンに対して、GitLabの機能であるタグを付与するルールを採用している。これにより、将来的にサービスリリースが失敗した場合も、正常な動作が保証されている前回のバージョンまで迅速にロールバックすることができる（図4）。

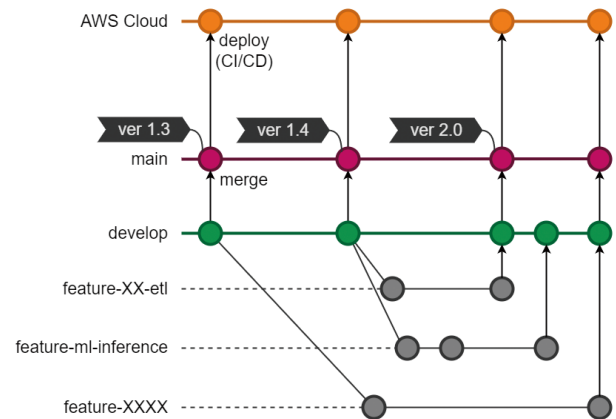


図4 タグを使ったシステム開発

注11) ビルド、テスト、展開を自動化するシステムのことで、Continuous Integration（継続的インテグレーション）とContinuous Delivery（継続的デリバリー）の略。

### 4.3 マルチアカウントによるクラウド運用

今後、社内で稼働するシステムが増えていくと、AWSアカウントに関する適切な運用ルールの策定が必要となる。当社では、シングルサインオンの仕組みを利用して、システムの種類や環境の違いに応じてAWSアカウントを切り替えるマルチアカウントによる運用を進めている（図5）。開発者や保守管理者は、サービスアカウントごとで自身に対して許可されている権限に応じた操作のみ実施できる。

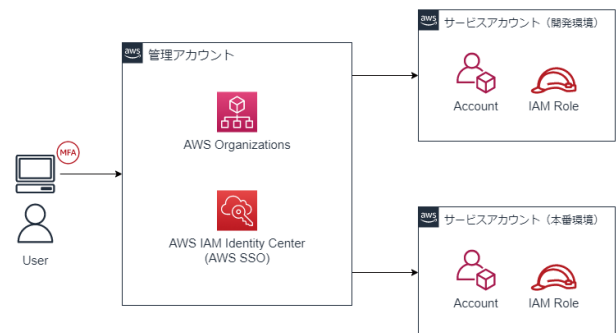


図5 マルチアカウントによる運用イメージ

アカウント単位でサービスや機能を分けることで、クラウド利用におけるセキュリティ統制やアカウントごとに設定する利用制限の回避など、AWSの管理者や利用者の負荷低減が期待できる。本システムも、この運用ルールのもと、構築が進められている。

## 5 分析結果レポート自動作成アプリ開発

データ数の増加に伴い、データの可視化に多くの時間と工数を割くことになる。こうした従来の煩雑な作業を行わずに走行試験データの分析結果を即座に可視化しレポートとして自動出力できる、データ分析Webアプリ（以下、分析Webアプリ）を開発した。

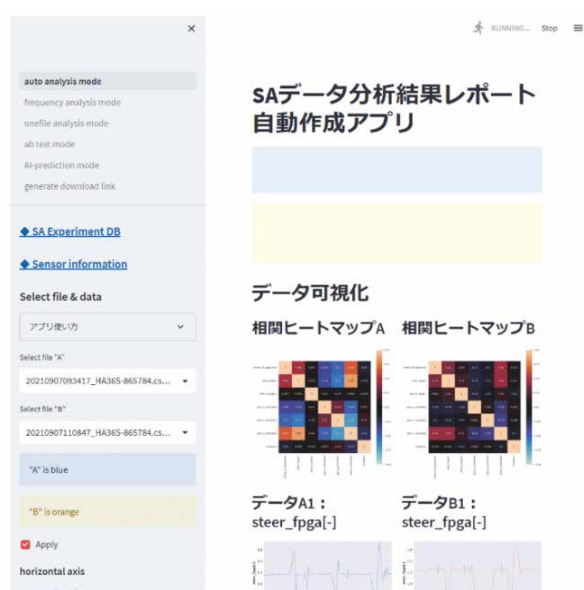


図6 分析Webアプリ画面

この分析Webアプリを使うことで、クラウドにアップロードした走行試験データに、簡単にアクセスすることができる（図6）。複雑な設定や操作を必要とせず、分析Webアプリ上で分析したい走行試験データを選択するだけで、自動的にデータの可視化が行えるようになっている。また、必要に応じて深堀り分析したいデータ（試験開始直後の走行データなど）を抽出し、拡大・縮小表示することも可能である。分析対象の走行試験データを説明する試験条件については、3章図3で紹介しているTableauの画面から試験条件の検索を行い、検索した走行試験データを、分析Webアプリで可視化する使われ方を想定している。

この分析Webアプリでは、後述する3つのモードを用意しており、用途に応じた使い分けができる。

### 5.1 汎用分析モード

汎用分析モードでは、データ分析者が頻繁に作図

する、所謂定番な可視化を行うことができる。可視化内容については、データ分析に携わる関係者から聞き込み調査を行い、実際によく用いられる可視化形式を採用した。具体的には、折れ線グラフや散布図、ヒストグラムの表示に加えて、各センサ値の統計量や相関マップなどの関係値を、分析Webアプリ上での簡単なマウス操作のみで出力できる仕様である。

この汎用分析モードを用いて、SA作動油の実車評価時に収集した走行試験データを可視化した例を図7に示す。分析Webアプリを用いることで、複数のセンサから取得したデータの特性を素早く確認することができ、データの収集から可視化までにかかる時間を大幅に短縮することができた。

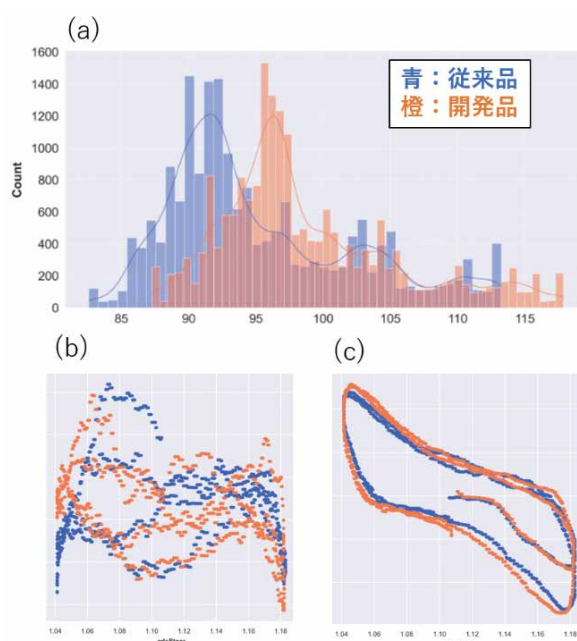


図7 分析Webアプリ（汎用分析モード）の活用事例 (a)センサAのヒストグラム, (b)横軸：センサA, 縦軸：センサBの散布図, (c)横軸：センサA, 縦軸：センサCの散布図

### 5.2 周波数解析モード

周波数解析モードでは、パワースペクトルや時間周波数解析のスペクトログラムなどを表示することができる。周波数解析のグラフ描画に関する細かなパラメータは個別に設定できるようになっているが、データに応じて自動的にパラメータを設定し、基本的にはユーザが細かな設定を意識せず簡単にデータの可視化を行うことができる。

### 5.3 AI分析モード

AI分析モードでは、誰でも簡単にAIによる周波数解析を行うことができる。開発したAIの詳細については次章で解説する。

#### 5.4 走行試験データのダウンロード機能

分析Webアプリで選択した走行試験データはCSVファイルとして別途ダウンロードできる機能も提供している。本機能は、分析Webアプリ上の簡単なマウス操作によって、対象のデータをダウンロードできる有効期限有りの署名付きURLを発行する仕様である。

本機能により、「使い慣れた分析ツールを活用し、ユーザ独自の可視化がしたい」などの、本分析Webアプリでは対応できない要望もサポートしている。

## 6 AI活用と課題設定

最新のAI技術であるDeep Learningは、どんな課題解決にも活用できる汎用技術な一面があるものの、実績のある従来技術と比較した際には、同等の性能か、課題次第では従来技術よりも性能が劣る場合がある。そのため、AI技術開発に着手する前に、以下を検討することが重要である。

- ①AI活用が最適な課題か否か
- ②AI活用が最適な課題に落とし込めるか否か

前者に関しては、AIの正しい知識があれば判断できる。後者については、AIの知識に加え、課題を解釈する知識や経験が必要である。以降から、課題設定などの具体例を示す。

### 6.1 背景・課題

カヤバでは、乗り心地と操安性を高い次元で両立するため、SA摺動部品の開発が進んでおり、SA作動油のみの変更でも乗り心地などの官能的な部分が大きく変化することが分かっていた。ただし、作動油と車両挙動との関係性については、十分に解明できていない。

そのため、まずは作動油のみ変更した従来品と開発品を用意し、実車評価および周波数解析を行った(図8)。各作動油の解析結果を比較したとき、微小な違いしか観測できなかった。また、この微小な違いが、作動油に起因する差なのか、ロードノイズなどの環境要因あるいは運転の違い<sup>注13)</sup>による差な

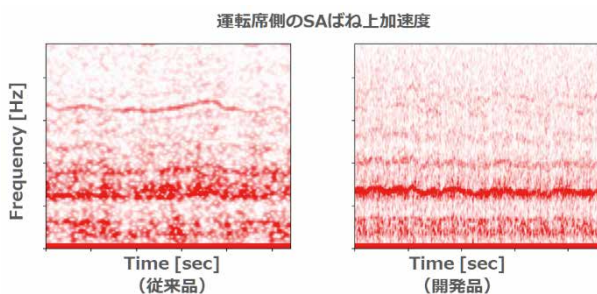


図8 各作動油のSAばね上の周波数解析結果<sup>注12)</sup>

のかの切り分けが困難という問題が発生した。

注12) フーリエ変換でスペクトログラムを生成し、振動を可視化したもの。一部の情報は非公開とし、意図的に消去またはぼかしを入れてある。

注13) 試験条件が同じでも、アクセルやハンドル操作に微小なばらつきが生じる。

### 6.2 AI用の課題設定

当社では最新のAI技術であるDeep Learningを活用した、「画像処理による外観検査」や「溶接不良検知」などの高度な異常検知技術の開発<sup>6,7)</sup>に取り組んできた。これらの知見を活かし、SA作動油に関する走行試験データのうち、加速度情報については、以下のように定義した。

- ①従来品の加速度：基準データ
- ②開発品の加速度：比較データ

そして、AIによる異常検知技術を応用し、従来品の加速度情報(基準データ)のみを学習し、開発品の新規性を検知する技術<sup>注14)</sup>を開発した。

要するに、「開発品の新規性を検知したい」という課題を、「従来品と開発品の周波数解析結果を比較し、かつ作動油に起因する差のみを検知したい」と解釈し、さらに「AI活用が効果的な異常検知の課題」に置き換える検討作業を、開発初期に実施してから、開発を進めてきた。

注14) AIを活用し、従来品と開発品の各加速度を比較し、違いが顕著な周波数帯域に当たり付けをする技術。

## 7 一般的な異常検知のAI手法と提案手法

今回開発した手法は、AI手法のEncoder(符号化器)とDecoder(復号器)を応用したものである。一般的には、画像のような情報量の多いデータをEncoderに入力して情報を圧縮し、その圧縮情報をさらにDecoderに入力し、任意データを再構成する手法である。この手法の主な利点は、以下の2つである。

- ①扱いにくい高次元データを低次元化し、生成した低次元データを何らかの特徴量として活用できる
- ②データを圧縮・再構成する過程で、データのノイズ除去効果が見込める(特徴的なデータのみが再構成されると表現しても良い)

もし、入力データを再構成できるようにEncoderとDecoderを学習した場合<sup>注15)</sup>、再構成データ(出力データ)と入力データとの差分を観測することで、ノイズ箇所を検知できる。このノイズが外観検査というところの傷や汚れに相当するため、本手法は異常検知が必要な現場で活用することが多い(図9)。



図9 手書き文字の異常検知をするAI手法

注15) 入力データと出力データが同じになるように EncoderとDecoderを学習する手法を、Autoencoder と呼ぶ。

### 7.1 提案手法

一方、提案手法では、従来品のばね下加速度のスペクトログラムを入力し、ばね上加速度のスペクトログラムを出力（再構成）するように、EncoderとDecoderを学習している（図10）。

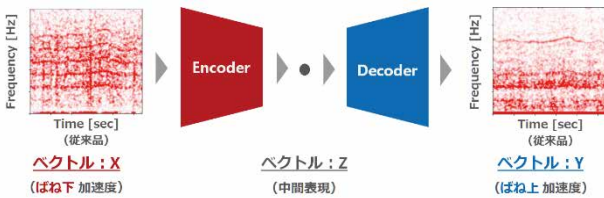


図10 提案手法の概要図

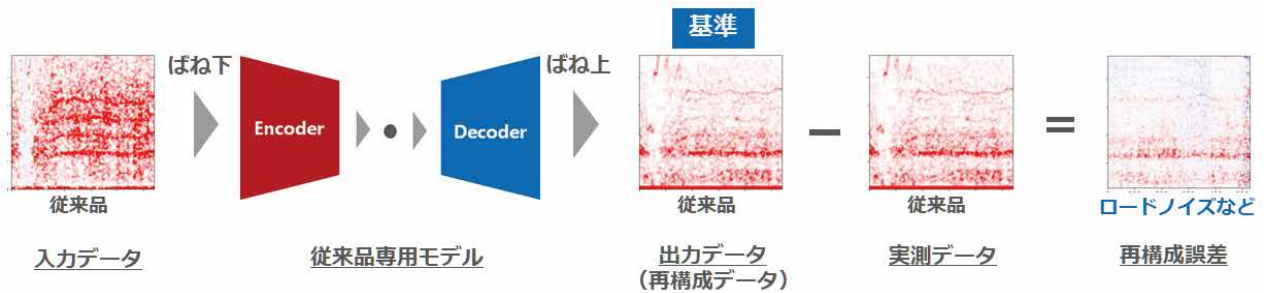
大量の従来品データのみを学習することで、従来品専用モデルを生成できる。ここでいうモデルとは、従来品のばね下スペクトログラムを入力すると、従来品のばね上スペクトログラムを出力する演算器のことである。

本モデルに、学習時には使わなかった従来品データを入力すると、ノイズ除去済みのばね上加速度を出力できる。そして、この出力データと実測データとの差分を観測すると、ノイズを可視化できる（図11(a)）。このとき可視化できたノイズが、「ロードノイズなどを含む実験誤差」と解釈できる見込みである。

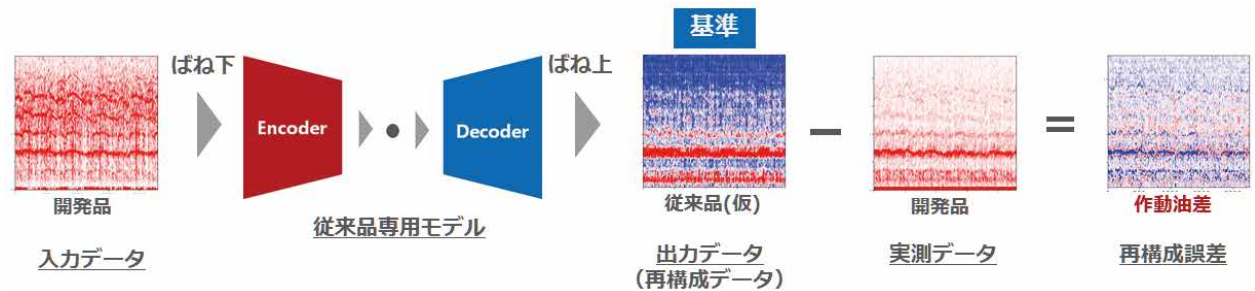
一方、本モデルに、開発品データを入力すると、従来品と類似している周波数帯域のみを出力できる。この出力データと実測データとの差分を観測すると、上手く再構成できなかった周波数帯域をノイズとして観測できる（図11(b)）。このとき可視化できたノイズが、「各作動油に起因する周波数帯域の差」と解釈できる見込みである。

ただし、再構成誤差であるスペクトログラムを目視確認する場合、色合いの微小な変化の発見が、主観的な判断に依存してしまう。そのため、スペクトログラムを周波数軸方向に平均化し、折れ線グラフで周波数帯域の差を可視化する表現方法を提案する（図12）。この表現方法により、専門性の有無に依存せずに、作動油差を判断できると考えている。

また、本提案手法では大量の学習データ（今回の場合は従来品データ）が必要になる一方で、開発品データは比較的少量でも構わないという利点がある。そのため、開発初期にベンチマーク対象の走行試験データを大量に収集できれば、開発品データが少量でもAIによる周波数解析を実現できる。なお、本提案手法で生成したモデルは、ブラックボックスモ



(a) 学習済みモデルに従来品データを入力した場合



(b) 学習済みモデルに開発品データを入力した場合

図11 提案手法の概略図



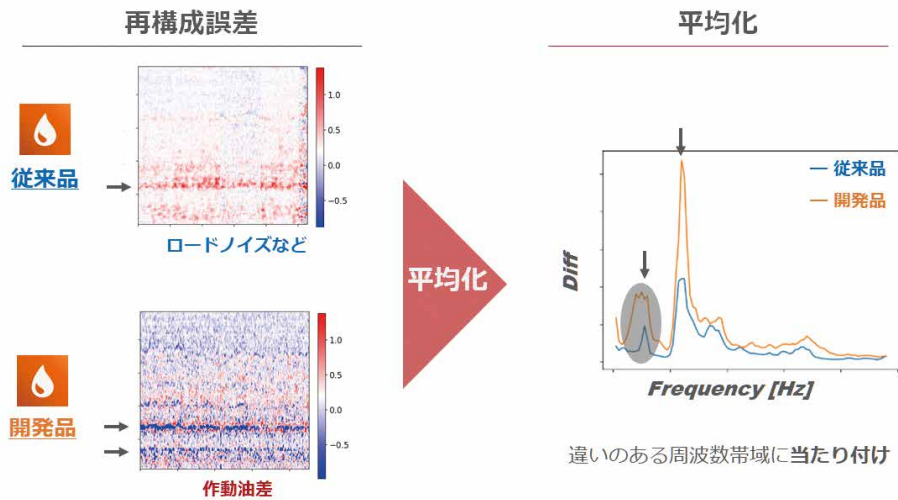


図12 AIによる開発品と従来品のばね上周波数帯域の違いを可視化

デルであり、何を根拠にデータを再構成したのか不明なため、解析結果については、参考程度に留めておく必要がある。

## 8 AIによるSA要素開発支援

7章で紹介した提案手法を含め、DX推進部ではAI開発にPython<sup>注16)</sup>を用いている。そのため、提案手法の活用には、AIおよびPythonに関する専門知識と専用の動作環境が必要である。ただし、多くの人にとって、専門知識の修得や動作環境の準備に対する敷居が高いと考えた。そこで、AI（提案手法）を組み込んだアプリを開発し、誰でもAIによる周波数解析を試せる環境構築を行った。

注16) 汎用プログラミング言語の一つ。AIの開発におけるデファクトスタンダードの言語となっている。

### 8.1 内製AIサービスの活用事例

開発したAIサービスは5章で紹介した「分析レポート自動作成アプリ」の1機能として提供している。他の機能と大きく違う点は、基盤で管理していないデータ<sup>注17)</sup>もサポートしている点である。ユーザーが保有しているデータをWebアプリ経由で一時的にアップロードすれば、誰でもAIによる解析が行える。

本サポートの狙いは、以下の通りである。

- ①手軽に走行試験を実施できない人でも、データさえあれば、誰でもAIサービスを活用するため、AIに対する敷居が下がる
- ②今後、作動油を含む高精度なSA物理モデルが生成できることを想定し、シミュレーションによって生成した仮想の走行試験データでも、AIによる解析ができる
- ③ユーザーやデータを限定しないことで、予想外の

AIサービス活用事例が発現する

最後に、任意の走行試験データに対し、AIサービスを活用した例を図13に示す。従来手法と提案手法の両方の解析結果を比較することで、開発品に関する新規性検知の確度が向上する見込みである。

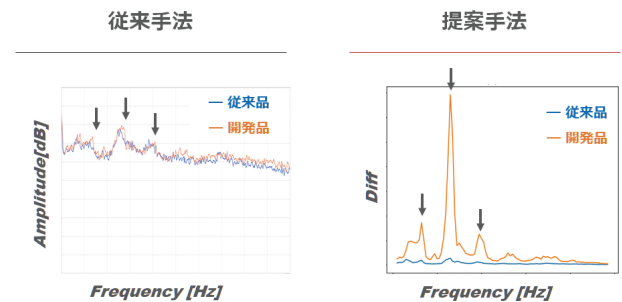


図13 従来手法と提案手法の周波数解析結果比較

注17) 指定のデータ形式に従う必要はある。

### 8.2 AIサービスを支える技術

本AIサービス開発では、仮想化技術の1つであるコンテナを活用している。より具体的には、AIアプリと動作環境を、ひとまとめにして管理・運用できるコンテナ技術を採用している。アプリおよび動作環境を内包したコンテナは、ローカル環境とクラウド環境どちらでも起動することができるため、環境依存による不具合を最小限に抑えることができる<sup>注18)</sup>。

また、AWSにはコンテナ関連のサービスが多く存在し、ユーザーニーズに応じて、自由にサービスを選定することができる。

日々の開発活動で、AI（提案手法）を使用する頻度はそれほど多くない。そのため、使用した分だけコストが発生するAWS Lambdaというサービスを採用した。AWS Lambdaを活用してコンテナを起動することで、処理時間に数分を要するものの、

コストを最小限に抑えつつ、いつでも誰でも安全に、AIサービスが使える環境の運用・管理を実現している（図1のNo. 9付近）。

注18) コンテナ起動環境に応じて、修正が必要な場合あり。

## 9 今後の展望

本開発により、SA開発力向上を目的としたデータ分析基盤の構築が完了した。現時点では、本基盤の運用実績が少ないため、開発力向上に貢献できたか否かの判断は難しいものの、ユーザに対し、以下の価値を提供することができた。

- ①ユーザによるデータ管理からの解放
- ②走行試験とデータ分析に注力できる環境

なお、本基盤は多様な走行試験データを管理・運用できるように構築したが、現時点では想定できなかった走行試験が行われた場合、本基盤では対応できない恐れがある。そのため、本基盤を長期的に運用しつつ、想定外の不具合に対応できるようなメンテナンス体制の整備を進めていきたい。

また、本報で解説した「AIサービス」はDX推進部と岐阜大学による共同研究成果を応用し、AIの専門家でなくても使える形で展開したものである。今後は、DX推進部だけでなく、各部署が開発したAIやアルゴリズムなども取り入れていきたい。そのためにも、各部署のAI人財や先端IT人財などから、本基盤の活用方法や開発環境に関する問い合わせがあった場合に、サポートできる体制も整備する予定である。

## 10 結言

本開発により、走行試験データを利活用する仕組みができた。デジタル技術活用による働き方改革に対し、抵抗感のある人財もいると思うが、受容できる価値が大きいことを、しっかり説明した上で、DX（デジタルトランスフォーメーション）を推進していきたい。

また、本開発で培ったノウハウは、走行試験データ以外を対象とした基盤構築にも応用できるので、データ活用で困っている部署があれば、協業しながら課題解決を目指していきたい。

最後に、本開発にあたり多大なるご支援、ご協力を頂いた関係部署の方々に、この場をお借りして厚く御礼申し上げる。

### 参考文献

- 1) アクセンチュア株式会社：調査レポート。 <https://www.accenture.com/us-en/insights/artificial-intelligence/ai-maturity-and-transformation>（調査期間：2021年8～9月）。
- 2) 村田：ショックアブソーバ用摺動部品の開発（Prosmooth™の紹介）。KYB技報第58号（2019年4月）
- 3) 佐野：SAバルブ特性解析技術の開発。KYB技報第58号（2019年4月）。
- 4) 加藤・佐々木：ショックアブソーバにおける動的摩擦特性を特徴づける 評価指標の検討。KYB技報第59号（2019年10月）。
- 5) 首藤・高松：スマート道路モニタリングシステムの開発。KYB技報第61号（2020年10月）。
- 6) 内藤：KYBの生産領域におけるAI×IoTの取り組み。KYB技報第60号（2020年4月）。
- 7) 古川・井指：設備予知保全システムの開発。KYB技報第63号（2021年10月）。

著者



**大内田 俊**

2013年入社. 技術本部DX推進部.  
AIを組み込んだシステム開発に  
従事.



**宮内 悠樹**

2017年入社. 技術本部DX推進部.  
データ分析基盤の構築業務に従事.



**提箸 良太**

2019年入社. 技術本部DX推進部.  
データ分析関連のバックエンド開  
発に従事.