

TOYO TIREにおけるAI活用

TOYO TIRE株式会社 中央研究所
TOYO TIRE株式会社 先行技術開発部
TOYO TIRE株式会社 先行技術開発部

大江 裕彰
狩野 康人
榊原 一泰

抄録

近年の計算技術開発と計算機性能の進歩により、AI、中でも機械学習・深層学習に関する研究が著しく発展している。AIを使用した取り組みは学术界だけでなく、画像認識や自然言語処理などに広く利用され、製造業をはじめとする様々な分野で産業利用されている。TOYO TIREでは、収集データとAI技術に関する取り組みをいくつか行っており、プレスリリースで社外に発信している。本稿では、当社のAI技術に関連した取り組みのうち、「材料開発におけるマテリアルズ・インフォマティクスの活用」、「タイヤ開発プラットフォームT-MODE」、「タイヤセンシング技術コンセプト」の3つの事例について紹介する。

1 緒言

近年、AI (Artificial Intelligence) や機械学習、深層学習という言葉が耳にすることが多い。AI、つまり人工知能の研究は1950年代の第一次ブーム、1980年代の第二次ブームを経て、2010年以降の第三次ブームで飛躍的に発展してきた。例えばニュースなどで報じられたように、AIが囲碁や将棋などのゲームで人間のトッププロに勝利したことで注目を浴びたが、AI技術は画像認識、音声・言語認識、文章作成で広く実用化が行われ、製造業をはじめインフラ、医療、金融、流通など様々な分野で活用されている。現在のAIブームの原動力となったものとして、機械学習の手法の1つである人工ニューラルネットを多層化した深層学習・ディープラーニングの開発、インターネットの発展によるビッグデータの整備、スーパーコンピューターやGPUマシンのような計算資源の高性能化・高機能化が挙げられる。AIに関連した手法開発は現在も精力的に行われており、データ収集、計算資源の高性能化もこれからさらに発展すると考えられる。第三次ブームを経た現在のAI技術は、今後も社会にとって重要な技術として使用され続けるであろう。

TOYO TIREでは、デジタルイノベーション推進

本部を新たに設置し、デジタル技術を導入・駆使し、全社横断的な業務改革、戦略的な事業経営構造の構築、次世代モビリティを見据えた事業戦略の展開を推進している。デジタル化の中で収集され、蓄積され続ける様々なデータを活用し、業務効率化、タイヤ開発の効率化に繋げることはもちろん、これらの自社内情報を有益な情報資源として捉え、次なる開発に最大限活用することで開発精度の向上や最適化のスピードアップに取り組んでいる。当社はAI技術を事業戦略上の重要手段として採用しており、本稿では、AI技術を活用した幾つかの事例について紹介したい。

2019年から2020年にかけてAI技術に関連した取り組みとしてホームページ上、および発表会の機会を設けて3件のプレスリリースを行った。まず1つ目は、2020年4月22日に発表した「マテリアルズ・インフォマティクス技術を用いたゴム材料基盤技術の進化について」(<https://www.toyotires.co.jp/press/2020/200422.html>)である。タイヤ用ゴムの材料開発にマテリアルズ・インフォマティクス(MI)を用いて、過去の実験データを活用し、タイヤ用ゴムとしてより良い物性を持つ材料を開発する取り組みを行っている。2つ目は2019年7月9日に「AIを融合し、進化したタイヤ設計基盤技術T-MODE」(<https://www.toyotires.co.jp/press/>

2019/190709_1.html)、その後2020年2月25日に「T-MODEを活用したリアルタイムシミュレーション技術とスノー予測技術の確立」(<https://www.toyotires.co.jp/press/2020/200225.html>)として発表したT-MODEに関する取り組みである。当社ではタイヤの設計にシミュレーションを使用しているが、得られたデータを有効活用し、設計効率化を図る試みを行っている。3つ目は、2020年2月7日に発表した「AI・デジタル技術を活用し、「タイヤ力」を見える化 TOYO TIREのタイヤセンシング技術コンセプト」(<https://www.toyotires.co.jp/press/2020/200207.html>)である。これはタイヤに取り付けたセンサー情報を分析し、タイヤのパフォーマンスを入手し利用者に提供する取り組みである。ものづくりの上流から下流にわたり、それぞれの場面で実施したAIに関する取り組みについて、次項より詳しく解説する。

2 材料開発におけるマテリアルズ・インフォマティクス (MI) の活用

2.1 MIについて

従来の材料科学に、統計数理に基づいた情報処理技術を融合し、有用な新材料の探索や、開発の効率化などを図る分野をMIと呼ぶ。2011年に米国で開始されたMaterials Genome Initiativeを発端として、今や材料開発フィールドにおけるMI活用は世界的なトレンドを形成しており、その成果も続々と報告されている。ここまで注目される理由としては、MIにより、保有データを資産として有効活用できること、それら膨大なデータを根拠とした帰納的なアプローチによりこれまでにない知見を得られること、機械学習により複雑な事象を予測できること等々があげられ、これまでの開発文化を変革する可能性を十分に秘めており非常に大きな期待が寄せられている。一方で、電池材料や触媒等の無機材料あるいは医薬品等の低分子化合物の開発においてはMIの適用が先行しており、ゴムのようなソフトマターの分野では報告例が少ないのが実情である。適用のハードルが高い理由のひとつとして、ソフトマターがアモルファスかつ不均一性を由来とした分布構造を持つこと、加えてそれらを正確に捉え難いことから、その記述

表現の精度が劣り、特性との紐づけが困難となることにある。そのような問題に対する取り組みも含めて、以下に当社のゴム材料開発におけるMIの活用事例を紹介する。

2.2 従来のゴム材料開発について

ゴム材料は、骨格となるポリマーをベースに、補強剤や架橋剤等の多様な薬剤を混合して得られる複合材料である。いずれの薬剤もゴムの特性に対して重要な因子であり、使用する薬剤の種類や量、あるいはそれらの混合方法により、最終製品の性能が左右される。一般的に、ゴム材料を評価する際は、各種薬剤の使用条件を記載したレシピに基づいてゴムを作成し、その特性を評価する。ここでレシピと特性が紐づけられ、今日までそれらのデータを蓄積してきた。新たな材料を開発する際も、この蓄積データを利用しレシピを設計している。一方で蓄積データは情報量として膨大であり、十分有効に活用できているかといわれると課題が残り、人が経験的に判断する状況も少なからずあった。

2.3 ゴム材料開発基盤

「Nano Balance Technology」について

ゴムに使用される薬剤は、それぞれがナノメートルスケールの基本構造を持っており、それらをゴムとして混ぜ合わせることで、薬剤同士が相互作用する構造を形成する。上述のレシピのみで特性を理解し材料開発を続けるには限度があり、より高性能な材料を開発するには、これらナノメートルスケールで取りうる材料構造を制御する必要がある。当社は、ゴム材料をナノレベルで観察、予測し、機能創造、精密制御することで、理想的なゴム材料を実現していく基盤技術「Nano Balance Technology」を構築した。この技術を駆使し、乗用車用低燃費タイヤなどにも採用し、タイヤの転がりやすさ(低燃費性能)と制動性(ウェットグリップ性能)といった二律背反する性能を高次元で両立するなど、より付加価値の高い商品群を提供している。

特に観察技術の進化はめざましく3次元電子顕微鏡や放射光を利用した分光分析など先端の分析ツールを活用することで、ナノスケールにおける階層的なゴム材料構造の形成が確認され(図2.1)、これらの各構造要因が特性に紐づくことも示唆された。た

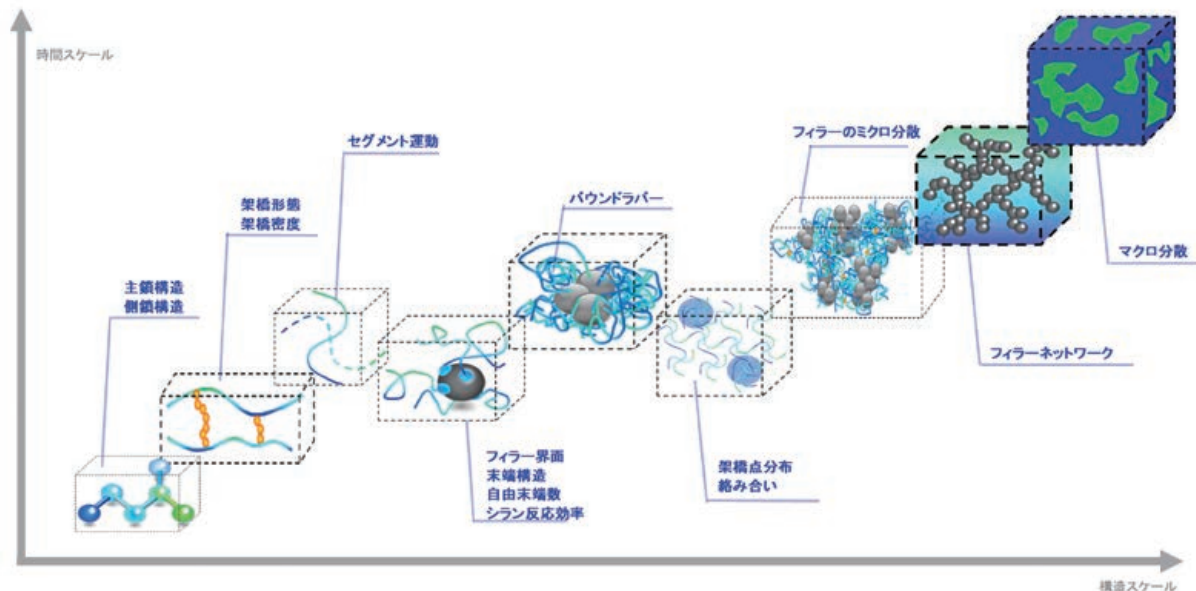


図2.1 ゴム材料の階層構造

だし構造データにおいても情報量が膨大でかつ複合要因的な考察も必要になり、これらデータの利用は定性的な考察に用いられるのが主であった。

2.4 MIの適用

上述の課題に対し、情報科学を取り入れることで、蓄積データを資産として定量的に活用し、開発コストの低減、属人性の問題を解消しつつ、新材料開発の活性化が可能となった。

以下、ゴム材料の特性に対して、その元となるデータ、ここではレシピや材料構造情報から、機械学習でモデルを作成し、特性の推定や材料の最適化を図るシステムに関して説明する。

2.4.1 データ資源を活用した配合開発

ゴム材料のレシピに対する特性予測、あるいは所望の特性を達成しうるレシピの最適化を目的として、レシピ特性データをベースとした学習モデルを構築した(図2.2)。モデルにはゴムの複合要因にも対応した非線形モデルを採用しており、またデー

タベースにおいてもネガティブなデータや、埋もれていたデータを有効に活用することが可能になったことで、予測精度の向上にもつながった。さらに当社では扱いのないデータを外部で公開されているデータベースから採用することで予測範囲を拡張させ、新たな発見を促し、製品開発のブレークスルーにつなげることも可能となった。

2.4.2 新材料開発に向けたデジタル技術の利用

上述のレシピ特性データベースにさらに構造情報を紐づけ、これらを一元化したものをデータベースとして採用し、新たな学習モデルから最適化システムを構築した。ここでの構造情報は、そのデータ形式が画像やスペクトル、化学式に基づくものであり、コンピューターに認識させて機械学習をかけるには、これらデータの数値化・定量化が必要になる。近年の情報処理法を参考にして、ゴム材料に適した処理を施し、構造情報を精度よく保持したままデータ変換することで、数値データと同様の取り扱いが可能になった。これにより特性に対する材料構

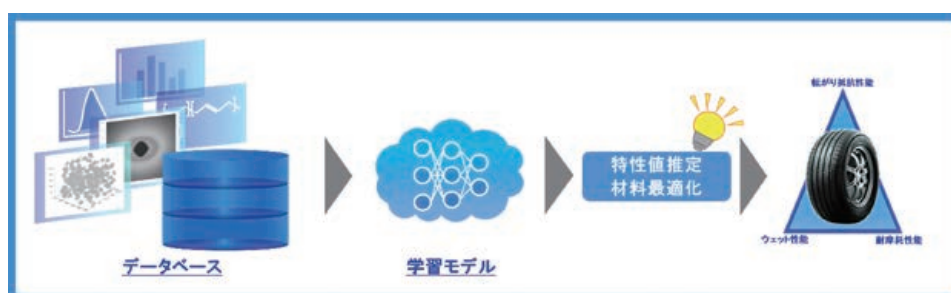


図2.2 機械学習の利用

造の最適化が可能となり、新材料開発領域での利用から開発の活性化を図る。

2.5 今後の計画

効率よく新材料を開発するうえで、今回のシステムは有用であると考え、あくまでデータ統計処理によって「結果」を予測するもので、その「過程」は見えない。材料開発の中の「なぜ」も同時に意識しながら、予測結果の意味を理解できる人の教育も必要となる。

あわせて対象となるデータの拡張、利用者の拡大等、順次環境を整備しながら、従来にない視点での開発に活用していく。

3 タイヤ開発プラットフォームT-MODE

3.1 T-MODEの概要

TOYO TIREでは、タイヤ開発プロセスの中でシミュレーションを様々なシーンで活用している。シミュレーションは模擬実験と訳されるように、コンピュータ上の仮想空間でシステムをモデル化し、現実に即した法則に基づいてシステムの挙動を解析・分析する手法である。タイヤ開発においては、実際にタイヤを試作して実験する場合、実験や材料調達にかかるコストだけではなく、金型を作るために莫大なコスト・時間かかる。そこで、シミュレー

ションを用いた机上検討を有効活用し、設計検討の意思決定の一助とすることで、金型製作や実験の開発工数削減を行っている。

当社のシミュレーション技術の特徴として、解析担当者だけではなく、設計者自らがシミュレーションを行う環境が整っていることが挙げられる。解析ソフトウェアを自社開発しライセンスの制約をなくすこと、また自社にスーパーコンピューターを設置することで、誰でも自由にスーパーコンピューターにアクセスしシミュレーションを実行できる環境を構築している。

2000年には、T-modeと命名したタイヤ設計基盤技術を確立し、対外的に発表した。T-modeは以下の2つのシミュレーションから構成される。1つは、走行時のタイヤ挙動を再現し、性能予測・構造解析に生かす「タイヤシミュレーション」である。もう1つは、車種別の様々な情報や、荷重、走行パターンを再現し、走行中の車両挙動によるタイヤの影響を把握する「ドライビングシミュレーション」である。これら2つのシミュレーションを統合し、これまでタイヤ開発に取り組んできた。

2019年に社内のスーパーコンピューターを更新し、従来のT-modeのシミュレーションの進化に加え、Simulation Process and Data Management (SPDM) 技術とAI技術(機械学習)を活用した設計支援技術を組み込み、新たに「T-MODE」としてタイヤ開発プロセスを進化させた。概要を図3.1に示す。

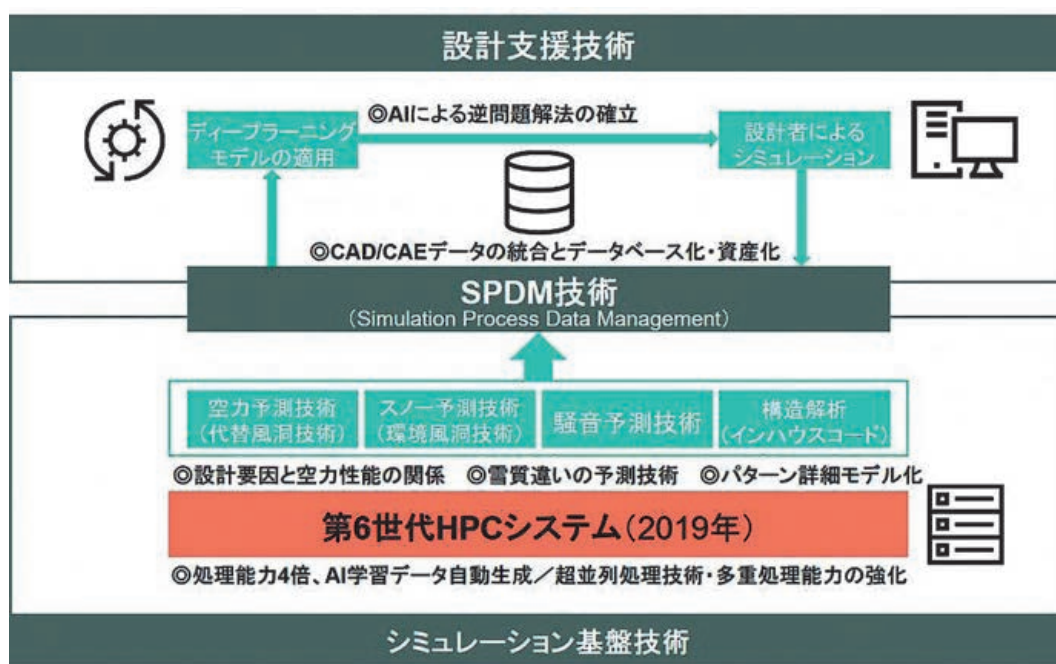


図 3.1 T-MODEの概要

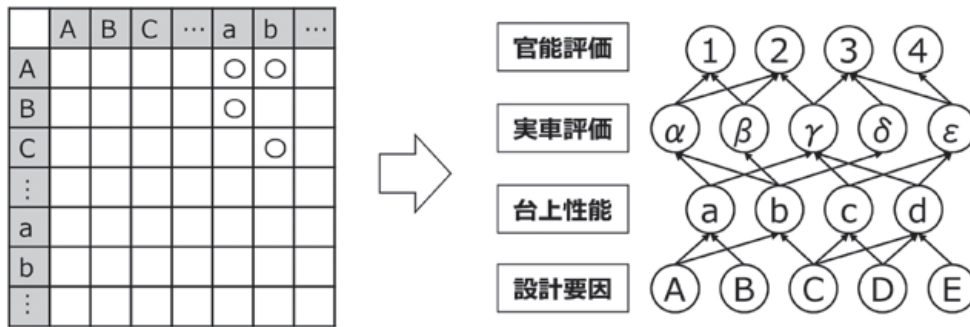


図 3.2 ISM法を用いたタイヤ性能の階層化
 左：設計要因-性能間の相関表の例、右：相関表から作成した階層図の例

3.2 機械学習を用いたリアルタイムシミュレーション

従来の開発プロセスでは、設計仕様をインプットしてシミュレーションを実行し、算出された性能値が目標性能に到達するまで、設計仕様を修正して再度シミュレーションを繰り返していた。この頻度が多くなると、全体のプロセスタイムは長くなってしまふ。T-MODEでは、機械学習を利用して、設計仕様をインプットすれば、タイヤ性能の予測値を瞬時に導き出すことが可能となる、画期的なリアルタイムシミュレーション技術を確立した。

まず、機械学習の取り組みを行う前段階として、タイヤ設計仕様とタイヤ性能の関係の可視化に取り組んだ。Interpretive Structural Modeling (ISM法)はシステム工学の手法で、複雑なシステムの構造を分析し、階層分けすることができる。ISM法では、図3.2左図で示すように、設計変数(A、B、C、……)やタイヤ性能(a、b、……)の一覧を書き出し、それぞれの項目の依存関係の一つずつ確認する。その後、ブール演算を行い図3.2右図のような階層構造を構築していく。設計者との綿密なヒアリングを行い、ISMの手法をタイヤ開発に適用して階層構造の作成を行った。タイヤを構成する設計変数と評価性能は多岐にわたり、図3.2のような完全な階層構造とはならないが、例えばタイヤの総幅、ゴム配合などは設計要因の階層に分類され、スリップ率や前後剛性は台上性能の階層、ハンドリングやロードノイズは実車性能の階層のように、おおよそ妥当な階層分けに成功している。設計変数とタイヤ性能の階層分けを行うことで、学習に使用する設計変数をあらかじめ絞り込むことができ、学習を効率化して精度良く予測することが可能となった。

図3.3は、幾つかの設計変数を振ったときのシミュ

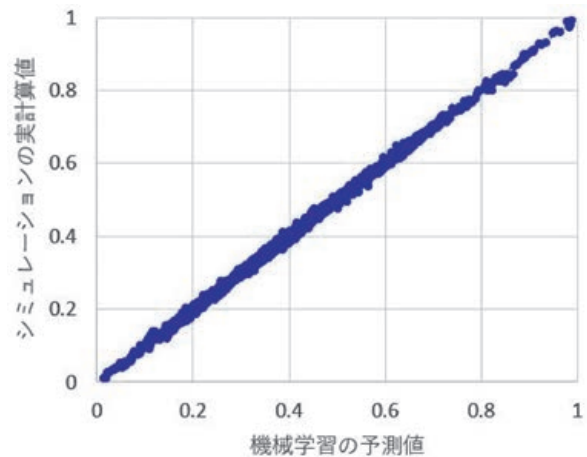


図 3.3 転がり抵抗係数のシミュレーション結果と機械学習を用いた予測結果

レーションで求めた転がり抵抗係数の解析結果と、機械学習を用いて予測した転がり抵抗係数の結果である。一点のシミュレーションの計算時間は30分程度かかるが、機械学習では、学習するためのデータを蓄積するための時間は必要なものの、一度学習してしまえば、一点あたり 1×10^{-5} sという非常に短時間で物性値を予測することが可能となった。

3.3 SPDMによるデータの活用

図3.3で用いたリアルタイムシミュレーションの例は、同一サイズのタイヤについての検討結果になる。従って、学習に準備するデータは1万件程度の量でよく、また学習に用いるアルゴリズムとして比較的簡単な低層ニューラルネットを用いた場合でも上記のように精度よく予測できる。ただし、実際にタイヤ開発での活用に応用する場合には、様々なタイヤサイズのデータから、新規のタイヤの特性値を予測できると非常に有用なシステムになると考えられる。その場合には、今以上に多数のデータを収集する必要がある。

当社は、図3.1で示したようにSPDMを用いてプロセスを共有できる基盤システムを構築している。SPDMとは、各種データを一元管理し、標準化されたプロセスを共有できる基盤システムである。従来は、設計者がシミュレーションを実行して得られた情報は、設計者個人のデータとして取り扱われていた。新しいT-MODEのプラットフォームでは、これらのバラバラに扱われていた各種データを共通資産として一元管理し、設計者の間で共有できる。設計データ、シミュレーションデータ、および実験データを関連づけることで、データとしての付加価値が向上し、学習データとして展開することを可能とした。

設計者が実施したシミュレーションのデータは、共有サーバーに自動蓄積され、機械学習に使用されるデータベース資産として、新たな解析・予測に活用されることになる。このことで検証プロセスの短期化や製品開発時のリードタイム短縮につなげることができる。

3.4 今後の展望

SPDMによるデータ収集と機械学習を用いた物性予測システムからなる設計支援技術をシミュレーション基盤技術と統合したことで、タイヤの開発においてこれまでにない飛躍的なプロセスイノベーションが期待できる。

従来の解法では、まず設計仕様をインプットしてシミュレーションを実行し、その結果である性能値を得る。性能値が要求仕様を満たしていなければ、設計仕様を修正し、再度シミュレーションを行う必要があった。しかしながら、これからは収集されたビッグデータとAI技術を用いることで、「逆問題解法」によるアプローチも可能となってくる。すなわち、要求性能値をインプットすれば、目標性能を得

るために必要な構造、形状、パターン設計データを導き出すことができる。タイヤ開発プロセスを短縮し、より良いタイヤをより早く提供できるように技術開発を行っていきたい。

4 タイヤセンシング技術コンセプト

4.1 はじめに

現在、自動車業界は100年に一度の大変革期に突入しているといわれている。すなわち「CASE」に象徴される、C：コネクティビティ（繋がる）、A：オートノマス（自動運転）、S：シェアード（共有）、E：エレクトリック（電動化）による変革で、その先にあるモノが、いわゆる、繋がるクルマ（コネクテッドカー）、自動運転車両、カーシェア/サービス、電気自動車（EV）などである。さらに、これらがかけ合わされることによって、めまぐるしく業界だけでなく、社会が変わりつつある。

変革を続ける次世代のモビリティ社会において、我々の扱う「タイヤ」自身も変わっていかねばならないと考えている。

次世代のモビリティ（CASE）社会に求められるタイヤの付加価値とは、『より安全で、安心な移動を支援すること』であると考えている。

車両の情報通信には、タイヤ自身の繋がる化やインテリジェント化（知能化）、自動運転や電動化には、高度な車両制御を支援すること、カーシェアにはタイヤの管理やメンテナンスを支援することなどが考えられる。これらに共通する点は、車両やユーザー、管理会社などに『タイヤの情報を提供する』というものである。

「タイヤを」または「タイヤで」センシングをする、タイヤセンシング技術の考え方を図4.1に示す。



図4.1 タイヤセンシング技術の考え方

4.2 当社の考えるタイヤセンシング技術

タイヤセンシング技術に関する取り組みは、タイヤメーカーや自動車業界各社で報告されており、既に確立された技術にタイヤの『空気圧』と『温度』を監視するTPMSがある。

(※TPMS：Tire Pressure Monitoring System、米国や欧州、韓国で義務化がされている。)

加えて、路面が「濡れている」、「凍っている」などの『路面判別』や、タイヤにかかっている『荷重』、『摩耗状態』、『異常』を検知するといった技術が報告されている。

これに対し、当社の考えるタイヤセンシング技術は、『タイヤ力をリアルタイムに検知する』というものである。

「タイヤ力」は「タイヤ」と「力」を組み合わせた造語である。その概念について、たとえば、路面の状態がわかったとする（濡れているのか、凍っているのかなど）、さらに、その時の状況がわかったとする（タイヤは新品か、摩耗しているか、異常はないか、速度はどれくらいかなど）、その先に知り得たい(求められる)情報は、「(今、自分が履いている)タイヤはどうなるのか」になると考える。つまり、「滑らないのか」、「曲がれるのか」、「停まれるのか」というものである。これが、当社の考える「タイヤ力」の概念であり、今、タイヤが発揮している「現状」のグリップ力と「限界」のグリップ力を意味する。

「タイヤ力」とは、挙動時のタイヤのパフォーマンスを示すもので、路面判別や摩耗、荷重、異常などの検知の先にある「タイヤの答え」と定義している。言葉だけの概念ではイメージしにくいと思われるため、次に、このタイヤ力を可視化したイメージについて説明する。

当社の考える「タイヤ力」とは、「グリップ力の現状と限界」で表され、この可視化の一例として、「点」と「円」を用いる。

シミュレーションを用いて作成した走行時の「タイヤ力」を可視化したイメージCGを図4.2に示す。

- ①現状のグリップ力を「点」で表現し、アクセルやブレーキ、コーナリングなどの操作によって前後左右に動く。
- ②限界のグリップ力を「円」で表現し、路面とタイヤの滑りやすさによって円の大きさが変わり、凍結路や摩耗が進んだタイヤで濡れた路面を走る場

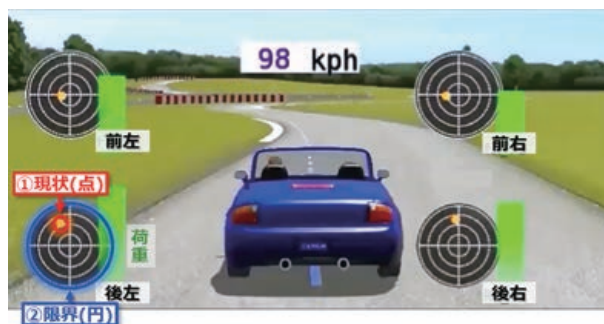


図4.2 シミュレーションによるタイヤ力可視化のCGイメージ

合には円が小さくなるイメージである。

十分に大きな円(限界)の中で、点(現状)が動いている状況では、タイヤがグリップ力を発揮できており、一方で、円(限界)が小さくなったり、点(現状)が円(限界)越えそうになる状況では、タイヤのグリップ力が限界に近づいており、タイヤがすべりやすくなっていると読み取ることができる。

つまり、点(現状)と円(限界)から、タイヤのグリップ力の余裕代(ポテンシャル)を読み取ることができるという見せ方になっている。

図4.2のイメージCGでは、四隅にある点と円がそれぞれのタイヤにおける「タイヤ力」を検知(アウトプット)し、可視化したイメージになっている。このアウトプットのイメージを実車で再現することを目指している。

「タイヤ力」の検知には、タイヤ内に取り付けられたセンサーを用いており、取得したセンサー情報を演算処理することによって「タイヤ力」を推定する。図4.3に仕組みの概要図を示す。タイヤに取り付けられたセンサー情報を入力とし「タイヤ力」を出力する「タイヤ力推定モデル」が本技術の核になっている。「タイヤ力推定モデル」の構築には、現在、

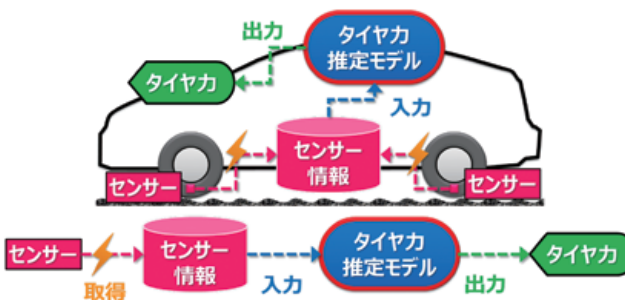


図4.3 タイヤ力を検知する仕組みの概要図

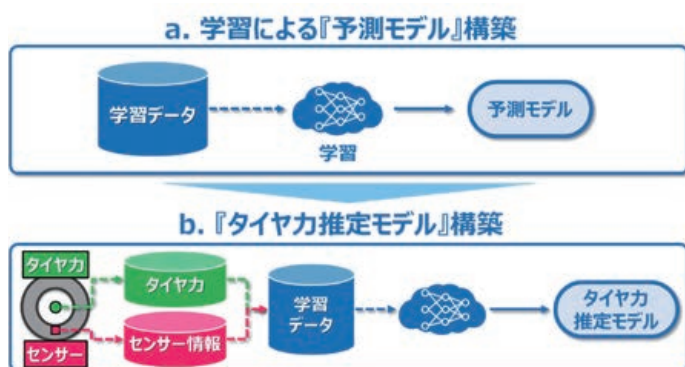


図4.4 予測モデルおよびタイヤ力推定モデル構築の流れ

各分野において活用されているデータ分析/AIの技術を用いている。図4.4aはデータ分析/AIの技術を用いた「予測モデル」の構築の流れを示している。たとえば、スマートフォンなどで人の音声を入力することで、それに応じた反応を返すものがあるが、これには、発せられる音声を認識/判別し、求められる反応を予測する仕組み(モデル)が組み込まれている。人の音声情報と対応する反応(意味/答え)をデータとして収集し、学習(データ分析/AI)させることにより予測するモデルが作りこまれている。

同様に、本技術における「タイヤ力推定モデル」の構築にもこの手法を適応している。

図4.4bに示すように、タイヤに取り付けた「センサー情報」と対応する「タイヤ力」を紐づけて、データを収集し、学習(データ分析/AI)させることで「タイヤ力を推定する」仕組み(モデル)を作りこんでいる。実際の車両に「タイヤ力」を計測する機器とセンサーが取り付けられたタイヤを装着し、同期させた計測データを収集することにより、モデルを構築するための学習データとしている。タイヤに取り付けたセンサー情報には加速度を用いている。タイ

ヤ挙動には接地時の変形が関係しており、変形と加速度には関係性があるとの考えで本手法の取り組みをスタートした。

当社テストコース内で、種々の条件における走行と計測を繰り返し、学習データを蓄積し、PoC(Proof of concept: 概念検証)を実施した。その結果、タイヤに取り付けたセンサー情報からタイヤ力を推定する、本手法の可能性を確認できたため、2020年2月に対外発表するに至った。

4.3 タイヤ力を検知する“うれしさ”

本技術の実現により、どのような“うれしさ”がうまれるのかの一例を図4.5に示す。

本技術によって検知される「タイヤ力」は、可視化して見せることによっても「タイヤの使われ方」や「タイヤのグリップ力の余裕代」を読み取ることができるが、「タイヤ力」を他の技術や情報と掛け合わせることにより、更なる“うれしさ”(付加価値)を生むと考えている。

たとえば、図4.5うれしさ①の自動ブレーキでは、制動距離、つまりはブレーキをかけてから停車するまでの距離を計算しながら走行することができる。図4.5ケース①として、障害物(人)を検知し、自動ブレーキが作動した場合、障害物(人)に対して停まれるのかどうかを判断することが可能になる。もし、停まらないのであれば、回避するといった制御に繋がられる可能性もあり、高速道路などでは適正な車間距離や自動運転における陳列走行などにも適応しうると考えている。

次に、図4.5うれしさ②は地図情報との掛け合わせである。コーナリングフォースとは、車が曲がる際に必要なグリップ力であるが、図4.5ケース②とし



図4.5 タイヤ力を検知する“うれしさ”

て、ナビなどの地図情報からこの先の進路にカーブがあることがわかった場合、現状のタイヤや速度で問題なく曲がれるのかが判断できる。もし、曲がり切れないと判断した場合には、減速のアラートや車両制御に繋げることが可能となり、より安全で安心な移動や交通を支援することができると考えている。

図4.5うれしさ③は天候情報との掛け合わせである。先の地図情報と同様にこの先の進路の天候情報がわかった場合、図4.5ケース③として、雪によって凍結している可能性に対して、現状(速度、スタッドレス装着など)で問題なく走行できるかが判断できるようになる。

図4.5うれしさ④はタイヤの状態との掛け合わせであり、タイヤがその状態に至るまでの履歴や使われ方をたどることが可能になる。図4.5ケース④として、これまでは市場に出た結果としての故障や異常発生が主であったものが、どんな経緯でその状態に至ったのか、トレーサビリティの考え方に応用することが可能になり、どんな使われ方で摩耗に至ったのかなど、原因の推定に用いることができる。さらに、タイヤ状態(結果)に対する履歴(過程)をデータとして活用することによって、摩耗や異常の発生を予測できるようになるかもしれない。メンテナンス時期の計画や、お客様の使い方にあったタイヤの提案(タイヤマネジメント)や使用環境に応じたタイヤの研究/開発など、タイヤセンシング技術から生まれるデータを活用した“うれしさ”の可能性は大きいと考えている。

4.4 おわりに

現在、次のステップとして、公道を含めた種々の条件におけるデータを収集し、技術の向上を図っている。また、実用化を加速させる取り組みとして、対外発表を機にオープンイノベーションのような共創相手や次世代のモビリティ社会へ提案できる更なる付加価値をみつけ、同時に周辺技術を含めた知的財産の権利化を進め、今後のモビリティ社会へ貢献したいと考えている。

5 結言

ゴムの開発、タイヤ設計、タイヤの利用の3つの場面においてAIを活用した取り組みについて紹介

してきた。これらの事例以外にも、過去から蓄積されてきたデータを活用し、AI技術を活用する試みは社内の様々なところで実施されている。

タイヤは路面と接する唯一のパーツとして、自動車に求められる様々な性能を満たす上で大きな役割を担っている。近年動向が注目される自動車のEV化や自動運転など、次世代モビリティへの技術革新競争が産業界を席捲している中で、タイヤに求められる機能・性能も段々と大きなものとなってきている。TOYO TIREでは、AI技術をはじめとした様々な技術を活用し、技術革新を続けることは、社会の持続的発展・サステナビリティを実現していくことに繋げていくために不可欠な使命であると考えている。これからもお客様のニーズに応えられる商品、社会をより良くする商品の開発を通じて、その使命を果たしていきたい。

profile

大江 裕彰 (おおえ ひろあき)

TOYO TIRE 株式会社
2002年東洋ゴム工業株式会社(現・TOYO TIRE 株式会社)入社。
技術開発センター(現・中央研究所)に配属され基礎研究開発業務に従事。
計算科学を用いたゴム材料開発を担当。
チームリーダー。

profile

狩野 康人 (かりの やすひと)

TOYO TIRE 株式会社
2014年東洋ゴム工業株式会社(現・TOYO TIRE 株式会社)入社。
タイヤ先行技術開発部(現・先行技術開発部)に配属され、シミュレーションによるゴム材料・タイヤの解析業務に従事。
2020年よりCAEグループ副グループ長。博士(理学)。

profile

榊原 一泰 (さかきばら かずひろ)

TOYO TIRE 株式会社
2006年東洋ゴム工業株式会社(現・TOYO TIRE 株式会社)入社。
技術開発センター(現・中央研究所)に配属され、基礎研究開発業務に従事。
2010年にタイヤ先行技術開発部(現・先行技術開発部)に異動し、タイヤの音/振動に関連する技術開発を担当。現在は次世代のモビリティ社会に向けた技術開発に携わる。
担当リーダー。博士(工学)。