

ディープラーニングを用いたIoTデータ分析

昨今のAI（人工知能）ブームにより、ビジネスの現場から生まれる多種多様で膨大なIoT（Internet of Things）データを、安全に収集、蓄積、可視化するだけでなく、AIを用いて事業課題を解決してほしいと要望をいただくことが増えています。NTTコミュニケーションズでは、お客さまが持つIoTデータを、機械学習（特にディープラーニング）を用いて解析することにより、事業課題を解決するのみならず、新たな価値の創造をめざしています。ここでは、さまざまなお客さまと連携し開発を進めているIoTデータ分析用ディープラーニングについて紹介します。

異常音検知

製造業において機械の故障を素早く見つけることは極めて重要です。機械の故障の発見が遅れると不良品を大量につくり続けたり、より大きな機械の故障につながってしまい、大きな損失となります。

一方で、工場などで働く作業員は普段から扱っている機械に不具合や故障があるとその音の違いによっていち早く異常に気が付くことがあるといえます。そこでNTTコミュニケーションズ（NTT Com）では機械から発せられる異常な音の検知に着目しました。

一般に異常音検知はマイクから拾った音を解析し、検知を行います。これを工場のような場所で行うには大きく2つの問題があります。

1番目の問題は騒音です。機械から発せられる音の異常検知を行う場合、異常を検知したい機械の動作音発信源の近くにマイクを設置し、そこから音を拾うことになります。しかし、工場のような場所では多くの場合、検知したい機械の付近に別の音を発する機械が複数設置されており、マイクから拾った音には検知したい機械の動作音以外の騒音が入ってしまい、うまく異常を検知できません。

2番目の問題は異常な音のデータが集まらないということです。一般的な機械学習では学習に正解ラベルが付いたデータが大量に必要になります。しかし、工場に設置されているような機械はきちんと整備されてほとんど故障しないため、機械の異常な動作音を大量に集めることは現実的にほぼ不可能です。また、ほとんど壊れない機械の異常音のパターンをあらかじめ定義しておくことは困難です。

そこでNTT Comでは独自の技術を用いてこの2つの問題を解決し、異常音を検知することが可能となりました。

1番目の課題である騒音対策として、騒音源となる機械の近くにもマイクを設置しました。ここから取れる音を使用することで、工場のような広い空間における音の遅延や

反射などの特性を考慮してうまく騒音を抑圧できるような技術を使用しました。

2番目の異常音のデータが取れないという問題の解決策として教師なし学習を採用しました。これによって異常音のデータを用いることなく正常な音だけから学習できます。さらに、ディープラーニングを用いることで音の波形から異常検知に有効な特徴量を自動で抽出し、異常音検知の精度を高めることに成功しました。

モビリティAI

NTT Comは2016年より日本カーソリューションズ（NCS）と共同で車両向けディープラーニング技術の開発に取り組んできました。NCSはカーリースを契約している企業に対し安全運転促進のために、車載器に記録した映像ビッグデータの中から専任スタッフが「交通違反につながるヒヤリハット」など多様な危険運転シーンを抽出・分類しており、この業務に多くの人手と時間を要していたため、手早く正確に行いたいという要望を持っていました。そういった背景の中で、NTT ComはNCSの持つ膨大なドライブレコーダデータを題材に、2016年にはディープラーニングを用いて、人や車などの飛び出しに起因する「ヒヤリハット」シーンの自動検出を高精度に行う取り組みを、今回の実験では、同じくディープラーニングを用いて「一時停止しなければならない場所で一時停止しなかった」シーンを自動検出する実験を行いました。

今回の実験は、次の流れで行い、約2000件のデータに対して評価を行ったところ適合率96%、再現率89%という実用的な精度で検知することに成功しました。

- ① ドライブレコーダデータから、映像データ、センサーデータ（速度情報など）といった時系列マルチモーダルデータを抽出
- ② 映像データを画像データに分解

- ③ 分解された画像データから、ディープラーニングによる物体検知アルゴリズムと事前に学習させたAI（人工知能）を用いて、一時停止にかかわる物体（「止まれ標識」「止まれ道路標識」「踏切」「停止線」の4種）の種類、確からしさ、座標情報を検出
- ④ 物体検出結果から、該当のドライブレコーダデータの中に「一時停止すべきシーン」の有無を判定
- ⑤ 判定結果と各時刻の速度情報を突合することで、一時停止しなかったシーンを含むドライブレコーダデータを自動検出

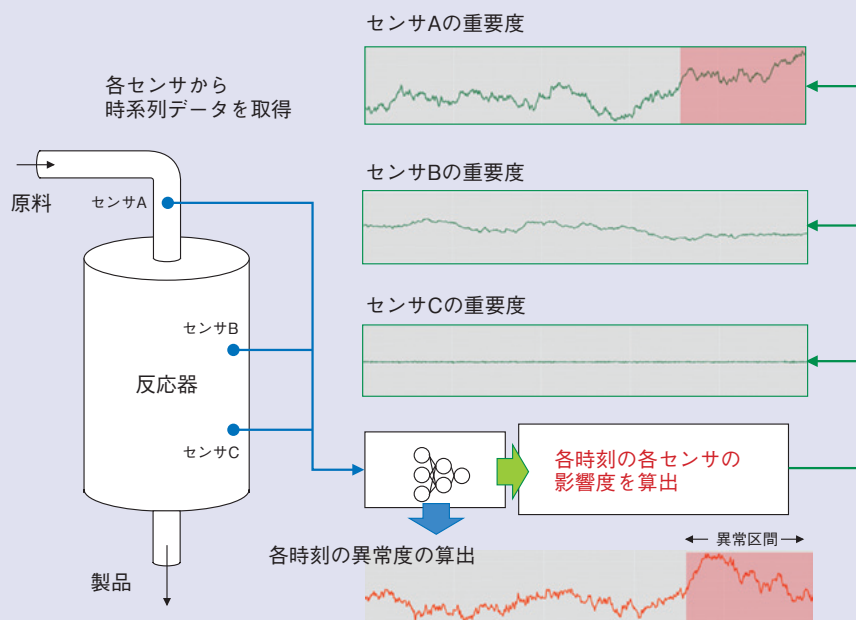
要因分析

ディープラーニングで作成されたモデルの中身はブラックボックスと呼ばれているとおり、どのような工程や計算を経て予測、分類といった結果を得たかという解釈は、その計算の複雑さゆえに難しい問題とされています。一方で、ディープラーニングを実用化するには、そのモデルの中身を解釈することが非常に有用です。例えばディープラーニングでプラントのセンサデータからプラントの異常

を1時間前に予測するモデルを作成した場合、品質を予測するに至った入力の影響度を明らかにすることができれば製品の品質安定化に役立ちます。

また、従来の統計的解析ではモデルの各入力の重みを見ることが簡易的に入力の影響を抽出する手法は提案されています。しかし、モデル全体に対する静的な影響しか分からず、異常・正常時の入力の影響といった各時刻におけるデータごとの影響度を算出することは難しいとされています。

ここで紹介する要因分析技術はディープラーニングで学習したモデルの出力に対する入力の影響度を、入力されたデータごとに算出するアルゴリズムです。画像分類のタスクでは、分類に寄与する画像内の領域の抽出する技術が近年注目されていますが、本要因分析技術はこの技術を時系列データに対して拡張したものです。これにより時々刻々と変化する各入力データの中でどの時刻のどの入力の影響度が高かったかを可視化することができます。プラント内のセンサから収集される時系列データからディープラーニングのモデルを用いて異常度を算出するシステムの実用例を図1に示します。このシステムに本技術を適用すること



オペレータは異常時の各センサの影響度を見ることで制御の支援に

図1 要因分析技術実用例の概要

で、各センサの各時刻における影響度を可視化することができます。これにより、異常検知時に影響度の高いセンサをオペレータに提供することで異常を予防するための制御の支援を行うことが期待されます。

自動制御

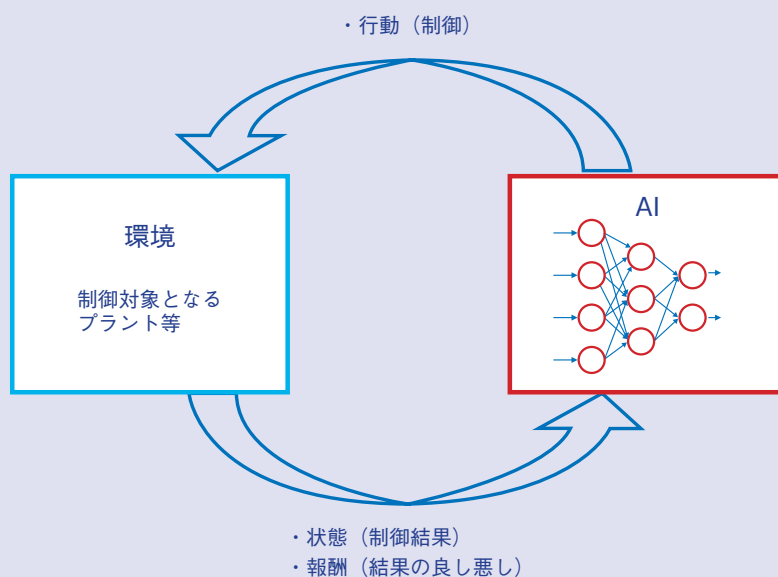
近年、多くの製造現場において、製品品質や生産効率の向上・省エネルギー化、さらには人材不足問題の解決などを目的とした自動制御技術がますます必要とされています。自動制御についての取り組みは、古くから行われてきましたが、データの多種多様性から困難な点が多く残されています。そこで新たなアプローチとして、工場内にある大量のIoT (Internet of Things) データを活用した、自動制御のためのAI技術に注目が集まっています。その中でも深層強化学習に基づく研究開発を行っています。

ここで紹介する深層強化学習は、AIが自ら最適な方策を学ぶための強力な手法です。現在、この手法はDeepMind社のAlphaGoをはじめとして人間を上回るようなめざましい成果を上げています。

深層強化学習において特筆すべき点は、事前に明確な正解を与える必要がないことです。AIは制御対象（環境）に対して試行錯誤で制御（行動）を行います。制御の結果として、値がどのように変化したかという情報（状態）とその制御結果の良し悪し（報酬）をAIにフィードバックします（図2）。このようにして、AIは良い制御結果を蓄積していくことで、自動的に最適な制御手法を学習していきます。

工場のプラントを模擬したデモ機に対して、今回開発した深層強化学習に基づく制御技術を用いて検証を行った結果を図3に示します。それぞれ、古典的な手法と深層強化学習を用いて温度の制御を行っていますが、今回開発した深層強化学習において、温度の振れ幅の小さい制御が可能となりました。

今後、今回の深層強化学習をさらに発展させ、さまざまな工場等における各種生産プロセスの制御に適用を進め、お客さまの生産現場の自動化・最適化をめざします。



AIは試行錯誤で制御を行い、制御結果から自動的に最適な制御手法を獲得する

図2 深層強化学習のアルゴリズム概略

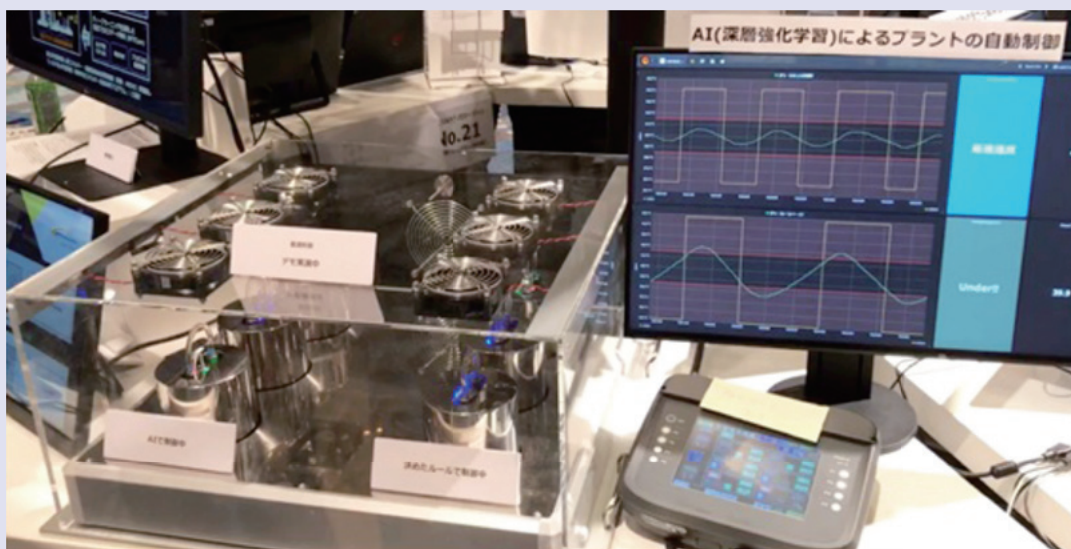


図3 開発したデモ機とその制御結果

DNNの自動設計

このように多彩な応用の進んでいるディープラーニングですが、実際にデータ解析の現場で運用する際には、いわゆるハイパーパラメータ*の適切な設定が課題となります。一般に、ディープラーニングにおけるハイパーパラメータの設定は解析を行うエンジニアの試行錯誤を伴う「職人芸」の領域とされてきました。しかし、量も膨大で環境も多様なIoTデータの解析を念頭に置いた場合、個々のデータごとにこうした「職人芸」を頼み続けるのはスケールアップの観点から大きな問題があり、一刻も早い自動化と効率化が望まれています。

そこで私たちが着目したのがベイズ最適化の技術です。ベイズ最適化は統計的な仮定に基づく効率的な数値最適化の技術で、近年、特に機械学習一般のハイパーパラメータ探索への応用がさかんに研究されています。私たちはベイズ最適化によるハイパーパラメータ探索を通じて適切なDNN（Deep Neural Network）を効率的に自動設計するアルゴリズムを開発し、まずは解析を行うエンジニアに向

けて、既存のディープラーニングフレームワークと整合性のあるかたちで実装しました。

私たちはすでにIoT系のオープンデータを用いてこのアルゴリズムの検証を重ねており、従来用いられてきたグリッドサーチやランダムサーチなどの探索方法と比較して、より短時間で同等以上の性能を持つDNNを設計することに成功しています。また、お客さまからいただいたデータの解析に際しても、これまでの「職人芸」による設計と並行して順次このアルゴリズムを投入し、結果の比較とアルゴリズムのさらなる改良を進めています。これに加えて、今後はお客さまと直に接する営業やソリューションサービスの担当者にとっても使い勝手の良いUI（User Interface）を整備し、プリセールス段階での初期的な解析の効率化につなげることを計画しています。

◆問い合わせ先

NTTコミュニケーションズ
技術開発部
TEL 03-6733-8621
FAX 03-5439-0485
E-mail ai-deep-td@ntt.com

* ハイパーパラメータ：機械学習において、データからの学習を行うより前に解析者が決定しておくべきパラメータのこと。