

ファナックにおける AI 技術の活用について



特集1
ハイテク推進
セミナー

ファナック株式会社 次世代技術研究所 AI技術研究部2課
課長 佐藤 和宏氏

1. はじめに

「世界の工場」と呼ばれて久しいアジア地域、特に中国などでの人件費の高騰、急速な高齢化による労働人口の減少や、労働時間短縮の流れの中での慢性的な人手不足と人材の流動化などを背景に、製造現場の自動化要求は高まり続けている。また、従来は比較的容易に実現可能な繰り返し作業の自動化が主に取り組みられてきたが、昨今は機械の立ち上げや保守点検といった非正常作業、製品の官能検査など熟練作業者が行っていた作業を対象に、より高度な自動化が求められるはじめている。このような中、欧州における Industry4.0 や第三次 AI ブームの流れを受け、製造業の分野においても IoT、AI 技術の活用について模索が続けられている。ファナックでは 2015 年の(株) Preferred Networks との協業から AI 研究を開始し、性能向上、予防保全、検査、使いやすさを主なターゲットとして AI 機能の開発を進めてきた。

以下では、具体的な AI 機能を紹介しながら、製造業ならではのクリアしなければならない課題や AI 機能の開発のポイントについて解説する。

2. 製造現場の課題

高度化が進む製造現場の自動化要求に対応するために AI・IoT 技術の活用が求められているが、製造現場にこれらの技術を適用する上で幾つかの課題が存在する。

ネットワーク接続率の低さ

一つ目は現場機器のネットワーク接続に関する課題である。例えば、ファナックの数値制御装置(CNC)の場合、平均稼働時間が約20年となっており、LANポートが存在しない装置も現状多く稼働している。また、LANポートが存在する装置でもネットワークに接続されていない場合もあり、日本国内ではネットワーク接続されている装置の割合は全体

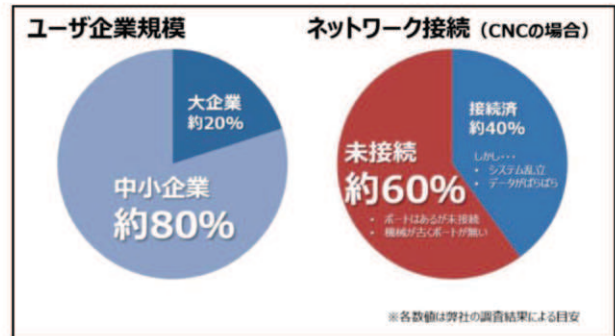


図1 CNCのネットワーク接続の実態(国内)

の40%程度にとどまる(図1:自社調べ)。これに周辺の装置やセンサなどのデバイス類を加えると、工場で稼働している機器全体でのネットワーク接続率は更に下がる。実際、ファナックで最も古い部品加工工場での機器の統合的なネットワーク接続率は20%程度にとどまっている。

特に、日本国内の製造業は古い機械を大切に使い続けることが多く設備更新の周期も長いため、早期にできるだけ多くの機器をネットワーク接続するには技術的あるいは施策的など様々な救済手段を考え



講師 佐藤 和宏氏

る必要がある。その際、CNC ユーザの約 8 割は中小企業である点にも考慮が必要になる。

多種多様なデータの存在

次に、現場データの種類の多さと扱いの難しさの問題が挙げられる。具体的には以下のような特徴や課題がある。

- ✓ データのフォーマットが不揃い。同種のデータでもメーカーでフォーマットが異なる。
- ✓ 時間軸の同期が困難。
- ✓ 波形データ、カテゴリデータ、プログラムなど、性質が異なるデータが混在。
- ✓ 手書きの記録など、アナログデータの存在。

データ共有に対する不信任感

特に日本国内では、クラウドなどでの他社とのデータ共有に抵抗感を持つユーザが多い。「自社のノウハウが盗まれる」、「稼働状況や経営状態が分かってしまう」などが主な理由であるが、その根底には漠然とした不安や不信任感があると思われる。

AI の性能保証の難しさ

AI の手法の多くはデータドリブンであり、その性能が入力データに依存する。製造現場では、安全性や出荷物の品質保証のために性能保証を求められる場面が多く存在するが、AI はその性能保証が難しいという点が課題となる。

3. ファナックの取り組み

上記のように、製造現場への IoT、AI 適用には様々な課題が存在する。これに対しファナックでは、IoT プラットフォームである FIELD system や、現場の個別タスクに対応する AI 機能などの具体的な機能開発を進めることで現場の自動化要求に答えるとともに、IoT、AI を現場に適用する上での課題解決について検討を進めている。以下では、ファナックにおける AI 機能開発の取り組みについて説明する。

なおファナックでは、深層学習を含む機械学習、および最適化に関する技術を使用した機能を AI 機能と呼称している。

AI 機能開発のポイント

ファナックが考える AI 機能開発の流れとポイントを図 2 に示す。

- (1) 課題設定：現場の問題をもとに、具体的に実現すべき機能を明確にする。求められている事（ニーズ）と技術的に出来る事（シーズ）を考慮し、落としどころを探ることが重要となる。
- (2) データ収集：使用するデータの種類、量、質、バリエーションを考慮しデータ収集方法を決定する。事前学習時、現場学習時、推論時などフェーズ毎に検討が必要であり、システム全体のコストや収集に掛かる時間等との兼ね合いで考える必要がある。
- (3) 前処理：収集したデータを AI のアルゴリズムが扱いやすい形に成形する。位置合わせ、時刻合わせや、特徴量の選択等を行う。
- (4) アルゴリズムの選択、調整：データの種類や分布にあわせて適切な手法を選択する。また、実装環境や収集できるデータの量についても考慮が必要となる。
- (5) 後処理：AI のアルゴリズムが出力した値を、人や機械の判断に使用できる形に変換する。（AI のアルゴリズムが出力したスコアに対して閾値を決めて OK/NG を判定するなど）
- (6) 実装：誤動作防止の仕組みと、ソフトウェア、ハードウェアの実装方法を決める。システム全体の信頼性、パフォーマンス、コストなどの総合的なバランスを考慮して決定する必要がある。
- (7) 販売・サービスサポート：システム全体としての導入、保守方法を明確にする。導入しやすいか、データ収集が容易か、ユーザ自らが調整可能か、AI 機能の範囲や条件の限定、契

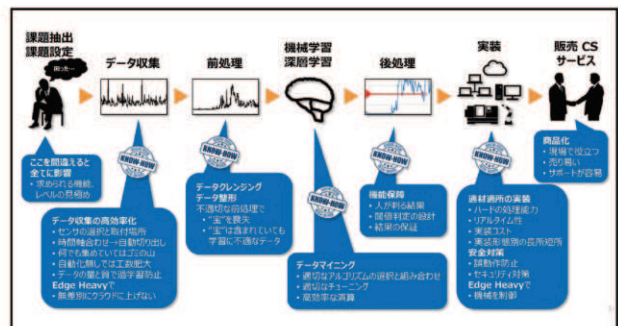


図 2 AI 機能開発の流れとポイント

約による責任の所在の明確化などについて考慮が必要となる。

以上のように、いずれも一般的な内容ではあるが、実際に現場で使える AI 機能を商品化し販売していくためには、これら全てを考慮しシステムとして AI 機能の開発を進めることが重要になると考えている。

ファナックの AI 機能

展示会等で公開済みのファナックの AI 機能を図3に示す。主なターゲットは、機械の立ち上げや保守点検といった非定常作業、また定常作業の中でも製品の官能検査など熟練作業者が行ってきた作業等である。これらはいずれも人の感覚やノウハウに頼る部分が多くこれまで自動化が十分に進んでいない作業であり、AIによる自動化の促進が望まれる。また、熟練作業者の減少が進むと製造現場の装置の使いやすさについても課題になると考えており、使いやすさについても AI によって付加価値を出すことを検討している。

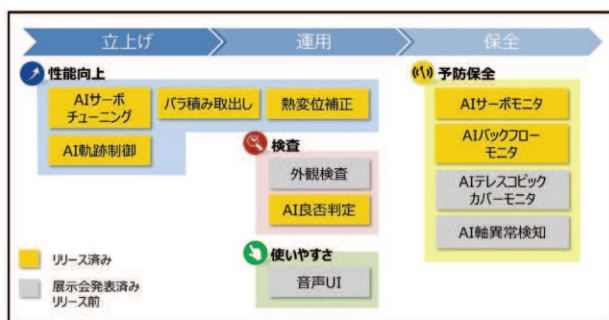


図3 発表済みのファナックの AI 機能

機械立ち上げ時、運用時、保全時のそれぞれに対して、性能向上、検査、予防保全、使いやすさの4種類に大別し、AI機能の開発を進めている。

以下では、「AIサーボチューニング」、「AIサーボモニタ」、「外観検査」について詳細を紹介する。

AIサーボチューニング

AIサーボチューニングは、工作機械の制御パラメータの調整を自動化するもので、PCソフトとしてリリース済みの機能である。一般的に工作機械などのCNCで制御を行う機械は製造時にその特性にあわせて制御パラメータの調整を行う必要がある。ただし、この制御パラメータは数が多く、適切な調

整を行うためにはノウハウが必要である。本機能は、この調整を自動化し誰でも簡単に実施できるようにしたもので、従来熟練の作業員が2時間程度かけていたものを、同程度の時間で同等以上の性能を出す調整を自動で行うことができる。

本機能では、振動の大きさやサイクルタイムを目的関数とした最適化問題として調整作業を取り扱う。実機上で調整対象のパラメータを変えながらテスト動作を繰り返し、目的関数を最小化するパラメータを探索する。調整対象は大別すると図4に示す3種類のパラメータ(①速度ループのゲイン・フィルタ、②フィードフォワード、③加減速)であり、それぞれ複数のパラメータで構成される。

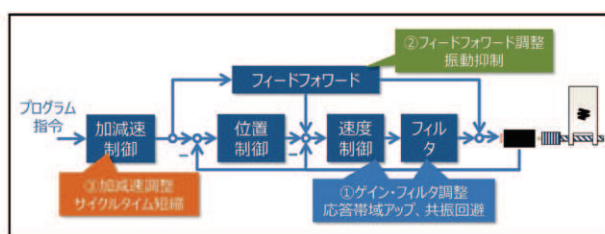


図4 AIサーボチューニングの処理ブロック

本機能は、従来の制御方式を踏襲しつつそのパラメータの調整を行うため、想定外の動作をすることが少なく扱いやすいという利点がある。

一方、調整結果のパラメータについては現状最適なものとはなっておらず改良の余地が残っている。基本的に最適化のためのテスト動作を多く実行すれば良いパラメータが見つかるが、実行時間とのトレードオフとなる。今後、性能向上のために、手法の改善が必要になると考えている。

AIサーボモニタ

AIサーボモニタは工作機械の異常を検知しユーザに通知する事で予防保全を実現するもので、こちらもPCソフトとしてリリース済みの機能である。機械の故障発生前に兆候を検知し部品の交換や修理を行うことによって、突発的な故障や不具合によるダウンタイムの削減や、生産品の品質低下の防止などを実現する。

図5にシステム構成を示す。MT-LINKi(ファナックが提供する工場設備の稼働監視アプリ)経由で収集した工作機械の稼働データを用いて、正常時からのデータの変化をもとに機械の健康状態を判定す

る。ここで正常時からのデータの変化は、機械毎の正常時のデータ分布を機械学習の手法を用いてモデル化することで算出する。

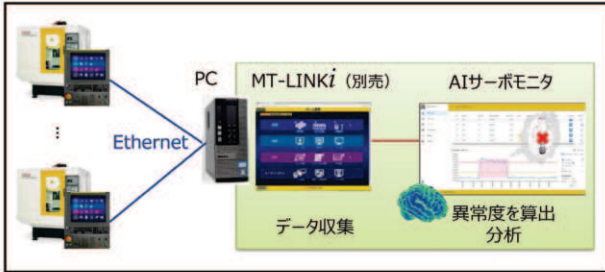


図5 AI サーボモニタ構成

本機能では、入力としてモータの制御データを用いるため追加のセンサが不要であり、また量産加工時のデータを使用するので診断動作などの特別な動作を機械に追加する必要が無い。そのため既設の機械をEthernetでPCに接続するだけで診断を開始できるという利点がある。

課題としては、異常の解釈性向上が挙げられる。異常検知時にユーザーが不具合箇所を特定できる現象であれば部品交換などのアクションにつなげることが出来るが、不具合箇所が機械の内部的なもので確認が難しい場合は原因の特定が困難でユーザーのアクションにつなげにくい。この課題に対しては、故障の種類ごとにどのような制御データが得られるかという、現象と制御データの組み合わせの情報を蓄積し、制御データから原因を推定するモデルを構築するアプローチが考えられる。ただし、機械の故障自体が稀な現象であり現場における故障時のデータの収集が困難なため、実現には時間が掛かるものと考えている。

外観検査

外観検査は、これまで人間が目視で行ってきた加工物の検査をAIで置き換えるというタスクである。特徴として、基本的に検査対象は現場ごとに異なるので、現場ごとに適応が必要になるという点、ただし、基本的にNG品はそれほど発生しないので、NG品画像のデータはごく少数か、もしくは0枚で適応する必要があるという事が挙げられる。また、一般的に精度に対する要求が高く、人間と同等の精度かそれ以上を求められるケースが多い。

ファナックでは、機械学習を用いた画像の分類問

題として外観検査のタスクに取り組んでいるが、上記で述べたように精度に対する要求の厳しさから汎用的な商品としてのリリースには至っていない。こちらに関しては、学習モデルの改善による精度向上だけでなく、実装や販売の面での工夫が必要になると考えている。

図6は過去に展示会で発表した外観検査システムの実現例である。CNN (Convolutional Neural Network) で画像を特徴空間に写像し、特徴空間上の距離でOK/NGを判定する。

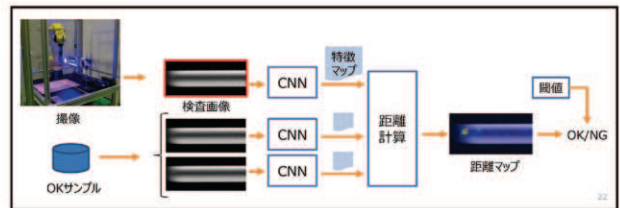


図6 外観検査手法例

4. まとめ

課題と今後の取り組み

以上のように、ファナックでは製造現場の自動化促進のためのAI機能開発に積極的に取り組んでいるが、課題も多く残っている。図7に、特に本質的だと考える課題と、それに対して今後ファナックとして進めるべきだと考える取り組みを示す。

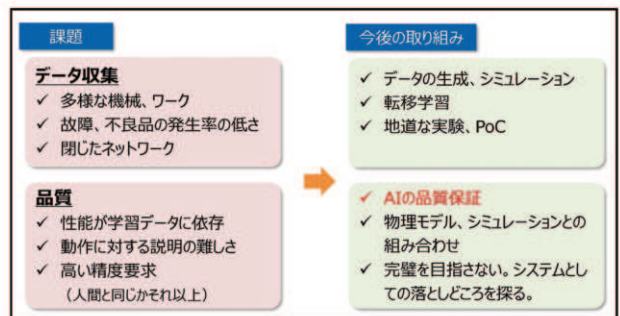


図7 AI技術開発の課題と今後の取り組み

製造業では、データ収集とAIの品質の2点が特に重要な課題になると考えている。これらは、製造業以外へのAI適用時でも考慮が必要になる一般的な課題ではあるが、データの統一化が進んでおらず、また性能に対する要求が厳しいという事情により製造業ではとくに問題を難しくしている。

これに対して、転移学習やシミュレーションなどを活用する技術的な解決と、システムとしての落と

しどころを探るといった実装・運用面での解決の2つのアプローチが考えられ、両方について取り組みを進めることが重要だと考えている。

また、品質に関してはAIの品質保証について検討を進めている。以下で、AIの品質保証の取り組みについて簡単に紹介する。

AIの品質保証

AI製品の品質保証に関しては、国内でもAI製品品質保証コンソーシアムによるガイドラインや、産総研による機械学習品質マネジメントガイドラインなど様々な検討が進んでいる。ファナックでは、これらのガイドラインを参考に、製造業のAI製品向けのチェックリストと、チェックリストを組み込んだ開発フローを検討している。図8は検討中の開発フローであり、開発の各ステップで開発者と関係者でチェックリストをもとにレ

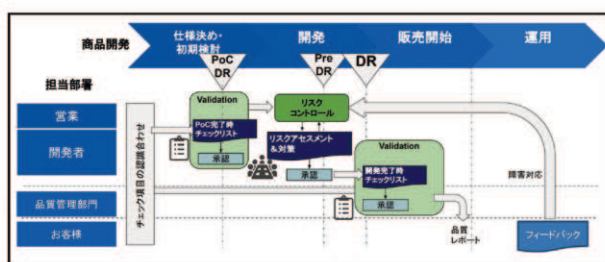


図8 開発フロー

ビューを実施するというものになる。

この手順に従って開発しているという事で、性能を保証する事までは難しいが、品質向上のための一定の施策を実施済みであることを保証する。また、これらの手順や品質レポートの結果をユーザに公開することでAI製品を安心して使っていただけるようにし、製造現場でのAI活用を促進したいと考えている。

