

スマートビジョンから予兆保全まで

このブログ記事では、産業用モニタリングおよび制御向けの AI/ML ソリューションについて解説します。

Nilam Ruparelia (Senior Staff Marketing Manager)

オートメーションにおけるコンピュータ ビジョンの進化

製造、プロセス制御、その他のオートメーションアプリケーションにおけるコンピュータビジョンの活用は比較的新しい技術と思われがちですが、実際には 1960 年代に MIT(マサチューセッツ工科大学)で行われた 3D マシンビジョンの研究にまでさかのぼります。その後 1970 年代に、MIT の人工知能(AI)研究所はエッジ検出やセグメンテーション等のテーマを扱うマシンビジョンのコースを開設しました。

「スマートカメラ」という言葉が初めて使われたのも 1970 年代の事です。CCD(電荷結合素子)や CMOS ベースのアクティブ ピクセルセンサ等のイメージセンサを内蔵した一体型のビジョンシステムを指す用語として登場しました。また、特定用途向けのスマートカメラは人間には見えない光波長を感知する事ができ、例えば赤外線画像撮影に利用されていました(現在も利用されています)。

スマートカメラで撮影した画像は、デジタル化する事でコンピュータや PLC(プログラマブル ロジック コントローラ)を使って認識できるようになります。これは 1980 年代のオートメーション分野に革命をもたらし、産業用 M2M (Machine-to-Machine)技術の大きな発展につながりました。M2M が本格的に進展したのは 1990 年代に入ってからですが、そのルーツは 1970 年代の電気通信業界にあります。現在、M2M は Ethernet や携帯電話網等の公衆有線および無線ネットワークを通じて、人間の介入なしに機械間でデータを共有しています。

近年では、2010 年代半ばに第 4 次産業革命(通称インダストリ 4.0、図 1 参照)が始まり、オートメーションは全く新しいレベルへと進化を遂げました。インダストリ 4.0 には、デジタルツインや AR(拡張現実)の他、サプライチェーン内の自動化(部品や材料の発注、輸送等)も含まれます。



図 1－第 4 次産業革命(インダストリ 4.0)で採用されている技術を示しています。

インダストリ 4.0 は、M2M、スマートカメラ等の高度なセンシング技術を基に発展し、その基盤には CPS(サイバーフィジカル システム)、ビッグデータ、クラウド コンピューティング等があります。また、IIoT (Industrial IoT)とも密接に関連しています。さらに、AI と ML(機械学習:AI の 1 分野)はますますインダストリ 4.0 に寄与し、その機能を拡張し続けています。

インダストリ 4.0 からインダストリ 5.0 へ

スマートビジョン システムは、大量生産やプロセス監視/制御のアプリケーションで重要な役割を果たしています。例えば、ビジョンを搭載したロボットは、溶接やレーザーカットといった作業を行いながらその品質を監視できます。さらに、スマートビジョンにより、いわゆる協働ロボット (コボット)も実現可能になりました。

従来の製造ロボットはサイズが非常に大きく(安全柵も設置されるのが一般的)、特定の作業に対して詳細にプログラミングする必要があるため、一部の産業では利用が制限される場合があります。一方、コボットは安全柵が不要で、スマートカメラや力センサ、近接センサを使って人間の存在を検知します。また、人間のジェスチャや音声コマンドに反応する事もでき、ML による学習能力も搭載しています。

そのため、コボットは工場(製品の組み立て等)や倉庫、配送センター (ピッキングや梱包等)で人間と一緒に働く事ができます。また、インダストリ 4.0 の先を想像するのは難しいですが(非常に包括的な概念のため)、コボットは既に始まりつつあるインダストリ 5.0 への進化において中心的な役割を担うと考えられています。

EU(欧州連合)は、インダストリ 5.0 について次のように述べています。「効率性と生産性のみを目標とせず、社会における産業の役割と貢献を強化することが、インダストリ 5.0 で提供される産業のあり方です。生産プロセスの中心に労働者の福祉を置き、新技術を導入する事で、地球上で生産できる限界レベルを守りながら、仕事や成長の枠にとどまらない繁栄をもたらすものです」

予兆保全

AI と ML をインダストリ 4.0(および新たに登場しているインダストリ 5.0)に組み込む事で、企業は予兆保全によるダウンタイムの削減とスループットの向上というメリットを実感できるようになります。例えば、産業用ロボット機械の多くは高レベルの振動や応力にさらされており、時間と共に部品やシステムの劣化が進みます。この振動の影響について理解を深めたい工場の運用担当者は、AI/ML による分析を活用してデータを解釈できるようになりました。これにより、問題が発生する前にその予兆を発見し、システム障害に発展する前にタイムリーかつコスト効率良く対処できるようになります。

具体的には、振動レベル、温度、消費電流、その他部品の劣化や故障を示す可能性のあるあらゆるパラメータを監視するという予兆保全戦略です。これにより、メーカーは定期的な間隔で保守を計画する従来のアプローチから脱却できます。従来のアプローチでは、部品の寿命が十分に残っているうちに交換してしまうことがよくあります。このアプローチは慎重すぎており、費用対効果や環境への配慮という面で最善であるとは言えず、また予期せぬ故障を完全に防止するものでもありません。

現代の製造環境でロボットシステムがますます複雑化する中、工場管理者はリアルタイムで保守の必要性を認識し、サービス中断を回避し、部品をより長く有効活用するために、定期保守と緊急保守の両方の計画を適切に管理する必要があります。さらに、主要なシステムパラメータを常時監視する事で、突発的な異常が発生した場合に機械のアラームを発生させたり、必要に応じて機械(障害が発生した機械のみならず、下流の機械も)を自動的にシャットダウンして障害の拡大を防ぐ事もできます。

長年にわたり、製造およびサービス担当者は、運用データに基づく CMMS(コンピュータ化された保守管理システム)や RCM(信頼性中心保全)アプローチの進化に慣れてきました。大量のリアルタイムデータに基づく AI/ML ベースの予兆保全モデルに移行すると、摩耗する部品(およびオイル等の消耗品)をより有効に利用できるようになり、コスト効率が向上し、予期せぬ故障に対する保護も強化されます。

さらに、AI や ML は、事前に学習していない事柄でも推測する事ができるため、異常検知や異常値を発見する能力に優れています。例えば、モータの温度と電流の監視する場合を考えてみましょう。両パラメータには上限があり、それを超えるとアラームが発生します。(消費)電流と温度はモータにかかる機械的負荷に連動して変化すると推測されます。つまり、温度と電流をグラフにプロットすると、全てのデータポイントは温度と電流の関係を表す線上か、それに近い値に収まるはずですが、しかし、何らかの異常発生に伴って異常値が発生した場合はどうでしょうか。図 2 を参照してください。

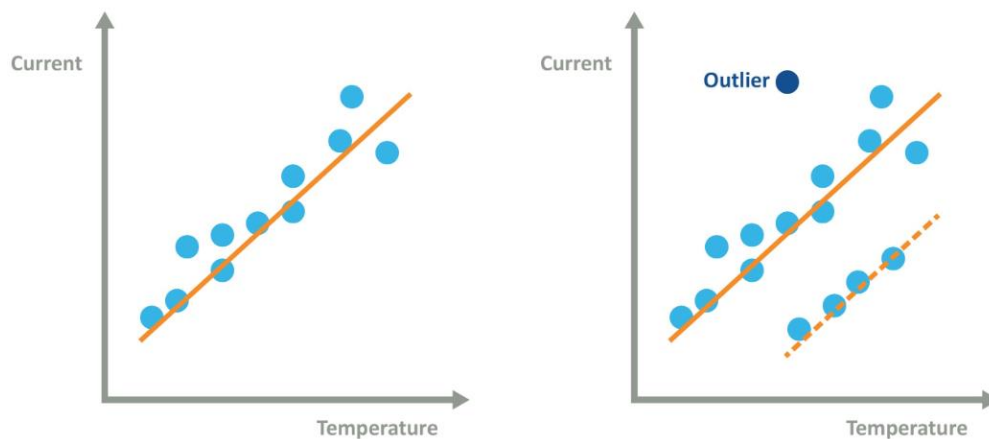


図 2 – 異常は挙動の変化の兆しであり、調査が必要です。異常値は偶発的な要因(データサンプルの誤り等)によるものも多く、注意は必要ですが、必ずしも対処の必要はありません。

温度と電流の両方がそれぞれの制限内に収まっていたとしても、異常値やその他の異常は何かの問題の兆候であり、AI/ML はこういった兆候を発見する能力に長けています。

構成要素とワークフロー

スマートビジョンと予兆保全の高度な機能は世界中の工場で採用されているだけでなく、セキュリティ、自動車、航空宇宙、再生可能エネルギー、交通等、様々な分野で活用されています。

導入されるシステムには、AI や ML をサポートするために基本的な(電子的)構成要素が必要です。AI や ML は、「エッジ」(データの発生源やアクションが必要な場所)で実行される事が多くなってきているためです。ほとんどの MCU(マイクロコントローラ)と MPU(マイクロプロセッサ)は従来の製造ロボットに適していますが、コボットにはさらに高度な機能が求められます。

例えば、Microchip 社の [SAMA5D27 MPU](#) は、部品の移動、切断、曲げ、プレス、接続等の典型的なファクトリオートメーションシナリオでのロボット操作に活用できます。さらに、SAMA5D27 は、センサデータの収集と処理、動作状況の報告、指令のサポート、緊急停止モードに対応している他、実行可能な保守関連情報を提供するための環境監視機能も備えています。

ただし、ML の組み込みは、アルゴリズムやモデルをホスティングできる MCU や MPU を搭載するだけでは不十分です。ML モデル開発を効率化する統合ワークフローが必要です。これを視野に入れ、Microchip 社は 2023 年に MPLAB®機械学習開発スイートを発表しました。これは、MCU と MPU のポートフォリオ全体で利用できるソフトウェアツールキットです。

ML と聞くと 32 ビットの MCU/MPU を思い浮かべる方が多いと思いますが、このスイートは 16 ビットや 8 ビットのデバイスもサポートしています。

統合ワークフローで MPLAB を活用する方法は以下の通りです。

- **データ収集:** センサを搭載したエッジデバイスにより、監視対象の機械やシステムに関する重要なデータが収集されます。このデータには、センサ読み値、温度、振動、圧力、その他の関連パラメータが含まれます。このデータを生データまたは.csv ファイルとして MPLAB にインポートします。
- **データの前処理:** MPLAB 機械学習開発スイートでは、収集したデータを前処理してクリーニング、正規化し、分析に適した形式に変換できます。これには、外れ値の除去(前述)、欠損値の処理、データのスケージング等が含まれます。
- **特徴抽出:** 前処理されたデータから関連する特徴を抽出します。特徴抽出技術には、統計解析、時系列分析、フーリエ変換、ウェーブレット解析、またはその他の分野固有の手法があります。これも開発スイート内で実行できます。
- **モデル開発:** 分類や異常検知アルゴリズム等の ML モデルを、抽出された特徴を利用してスイート内で開発できます。これには、決定木、ニューラルネットワーク、アンサンブル手法等の手法が使われます。このスイートでは、対象とする MCU または MPU に応じて、メモリサイズと精度の条件に合わせてモデルが自動的に最適化されます。
- **モデルの学習と更新:** ML モデルは過去のデータを使って学習され、正常な動作状態と故障した動作状態の両方を考慮します。また、未知のデータの形で類似の状態を認識するようにモデルを学習させる事もできます。

ML ワークフローの次の 3 つのステージは MPLAB とは関係ありませんが、重要であるため以下にまとめます。

- **モデルの実装:** 学習済みのモデルをエッジデバイス上の MCU または MPU 上に実装する事で、中央のサーバに依存せずにローカルでリアルタイムの予兆検出や異常検知を行う事ができます。これにより、応答時間を短縮し、ネットワーク接続への依存を低減できます。
- **アラート生成と意思決定:** 実装されたモデルで検知された予兆または異常に基づいて、モデルはエッジデバイスにアラートまたは通知を生成できます。これにより、保守作業の計画や、機械の故障を防ぐための是正措置等、迅速な対応と意思決定が可能になります。
- **継続的な監視と最適化:** エッジデバイスは機械やシステムをリアルタイムで継続的に監視し、新しいデータを収集します。ベースラインと新データ間の差異に基づい

て、ML モデルを再学習させ、更新する事ができます。このプロセスを繰り返す事で、予兆保全システムの精度と効果を継続的に改善させる事ができます。

通常、スマートビジョンおよび予兆保全のシナリオでは、工場内の部品間を結ぶワイヤレス接続とクラウドへの接続が必要になります。ここからは、その他の構成要素について見ていきます。

Microchip 社の IEEE 802.11 b/g/n IoT ネットワーク コントローラは、信頼性の高い Wi-Fi およびネットワーク機能を提供し、最小限のリソース要件で Microchip 社製 SAM または PIC MCU に接続できます。パワーアンプ、低ノイズアンプ、スイッチ、電源管理機能が完全に統合されたこれらのデバイスは、ファームウェアを保存するためのフラッシュメモリも内蔵しています。

また、SAM R30 シリーズ製品は、ISM(産業、科学、医療)バンドのサブ GHz チャンネルで IEEE 802.15.4 を利用し、低消費電力のスリープモードでの消費電流は 1μA 未満を実現しています。

包括的なエコシステム

スマートビジョン、スマート予兆保全システム、その他の AI/ML 対応プラットフォームの開発には、ハードウェア、ソフトウェア、開発環境、評価用ボード、開発キットのリファレンス デザイン、技術サポートを含むエコシステムが必要です。



図 3: Microchip 社は公式の AI/ML デザイン パートナー プログラムを運営しています。

このようなエコシステムとして、Microchip 社では、自社の製品、ツール、サポートサービスだけでなく、予兆保全、HMI(ヒューマンマシン インターフェイス)、プロセス制御、ジェスチャ認識、センサデータ分析等の分野を専門とする企業との[公式パートナーシップ プログラム](#)を運営しています。