

FAでのAI技術 (機械学習・ビッグデータ分析)の活用

三井 聡*
 毬山利貞**
 遠山泰弘*

AI Technologies (Machine Learning and Big Data Analysis) for Factory Automation

Satoshi Mii, Toshisada Mariyama, Yasuhiro Toyama

要 旨

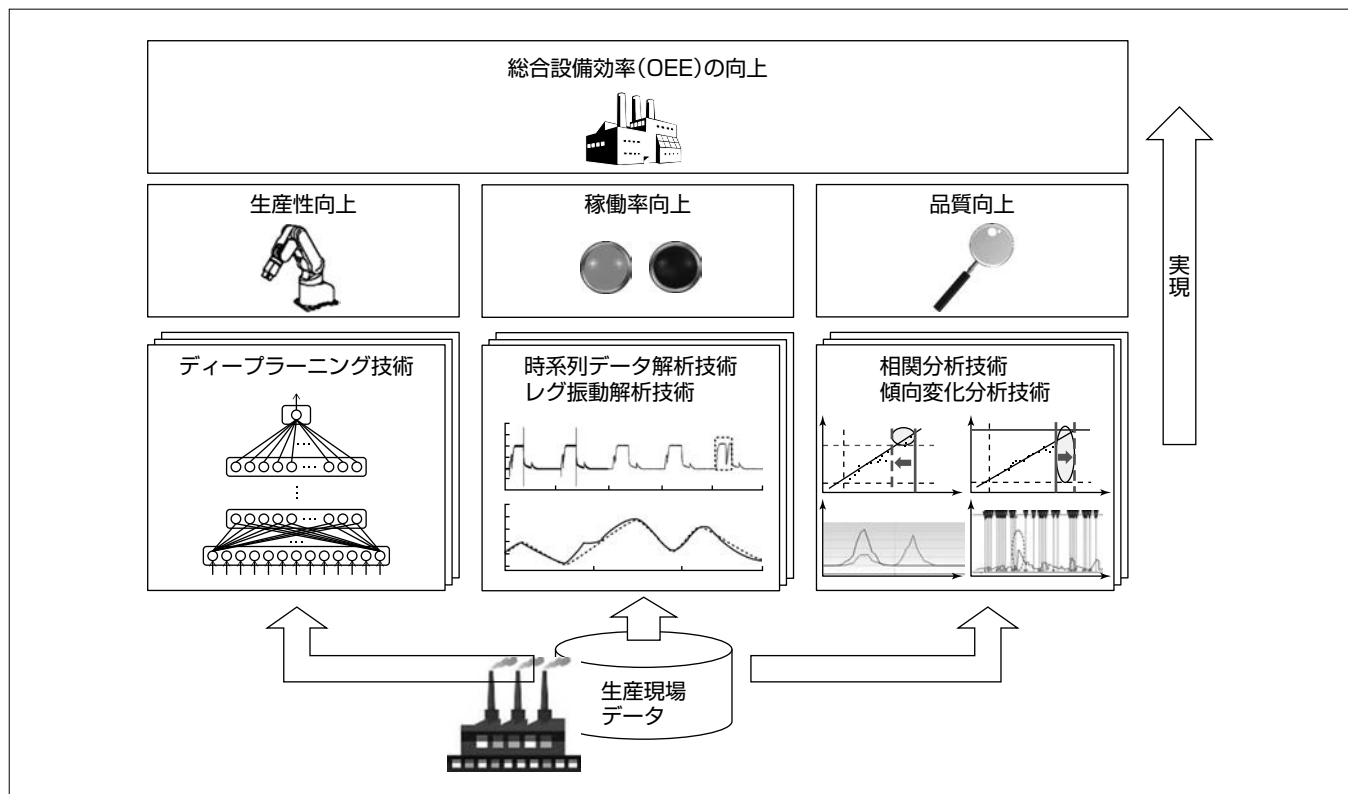
近年、製造業に対するモノのインターネット(Internet of Things : IoT)導入の流れが加速し、生産現場で発生する多種多様なデータを簡単に収集することが可能になりつつある。これらのデータに機械学習やビッグデータ分析等のAI(Artificial Intelligence : 人工知能)を適用して生産性や品質の向上につなげる取組みも活発化している。

三菱電機では、FAとITの連携及びデータの情報化と活用によってものづくりを進化させるFA統合ソリューション“e-F@ctory”で、生産現場での可視化・分析・改善を実現し、企業のTCO(Total Cost of Ownership)削減と企業価値の向上を支援している。可視化・分析・改善の実現には人・機械・ITの協調が重要であり、特に分析・改善のための要素技術の1つとしてAI技術の開発に取り組んでいる。

製造業でよく用いられる指標の1つである総合設備効率

(Overall Equipment Efficiency : OEE)を向上させるという観点において、例えば以下に示すAI技術の活用事例がある。

- (1) 生産性向上を実現するAI技術
 ロボットアームのティーチング作業による教示作業の認識に用いるディープラーニング技術。
 - (2) 稼働率向上を実現するAI技術
 製造装置の故障予兆検知に用いる時系列データ解析技術とログ振動解析技術。
 - (3) 品質向上を実現するAI技術
 適切な検査基準値設定を支援する相関分析技術と、不具合製造を未然防止する傾向変化分析技術。
- これらのAI技術は、産業用ロボットやエッジコンピューティング等に搭載可能な要素技術である。



総合設備効率向上に寄与するAI技術の例

総合設備効率を向上させるためには、生産性向上、稼働率向上、品質向上を実現する必要がある。当社では、これらの向上実現に向けて様々なAI技術を開発している。AI技術の一例として、ロボットアームのティーチング作業による教示作業の認識に用いるディープラーニング技術、稼働率向上に向けた時系列データ解析技術とログ振動解析技術、品質向上に向けた相関分析技術と傾向変化分析技術がある。

1. ま え が き

近年、製造業におけるIoT導入の加速に伴い、生産現場から発生する多種多様なデータに対してAI技術を適用して生産性や品質の向上につなげる取組みが注目を集めている。当社も、FAとITの連携及びデータの情報化と活用によってものづくりを進化させるFA総合ソリューションe-F@ctoryの要素技術の1つとして、AI技術の開発に取り組んでいる。

本稿では、総合設備効率向上のための生産性向上、稼働率向上及び品質向上を実現するAI技術について述べる。

2. 生産性向上

ティーチング作業はロボットアームを稼働させる上で不可欠な作業であるが、ティーチング作業者がロボットアームに組立て作業を実施してみせて、その認識が可能になれば、ティーチング作業は大幅に軽減される。人の作業を認識するにはモーションキャプチャが適しているが、その中でカメラ映像を活用する手段が最も負担が少ない方法と考えられる。カメラ映像から作業を認識するためには、ディープラーニング技術を活用することが盛んになっているが、計算量が膨大になるため、サーバ又はGPU(Graphics Processing Unit)を使った計算機が必要となる。導入コスト面を考えると、汎用のパソコンで実現することが重要となるため、ディープラーニングの計算量を削減する開発に取り組んでいる。

ディープラーニングは、脳の神経回路をノードと枝からなる数理モデルで表現したもので、古くはニューラルネットワークと言われるAI技術の1つである(図1)。多次元情報処理に適したCNN(Convolutional Neural Network)と呼ばれるものや、時系列処理に適したRNN(Recurrent

Neural Network)と呼ばれるものがあるが、どちらもノードと枝からなるネットワーク構造を持っている。

通常は、より複雑な状況を理解しようとするれば、入力層にはより多くのノードが必要となり、ノードの数が増えると、枝の数も大きく増える。枝は積和計算が必要となるため、枝が多くなることは計算量が大きくなることを意味している。当社は、この枝をできるだけ多く削減しつつも、認識結果を維持する技術を開発している(図2)。

これによって、ディープラーニングを汎用のパソコンに搭載することが可能になり、少ない導入コストでティーチング作業者の言わば“お手本”を数値化してロボットアームに教示することが可能になる。図3に、このディープラーニングを実装した試作機を示し、図4に作業者の左右の手が物体をつかんで作業する映像から作業を認識・分析した事例を示す。

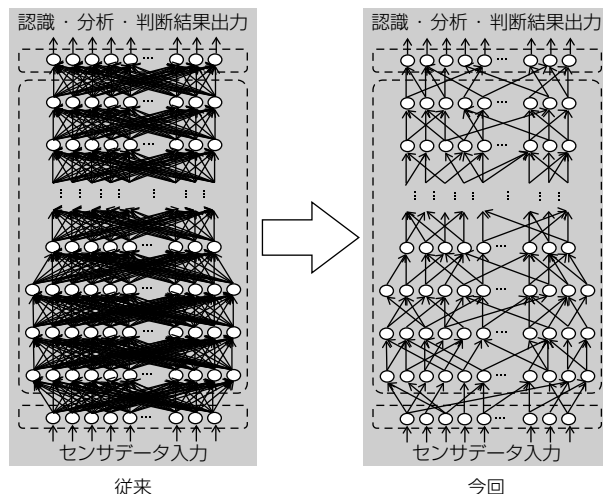


図2. 計算量を削減したディープラーニング

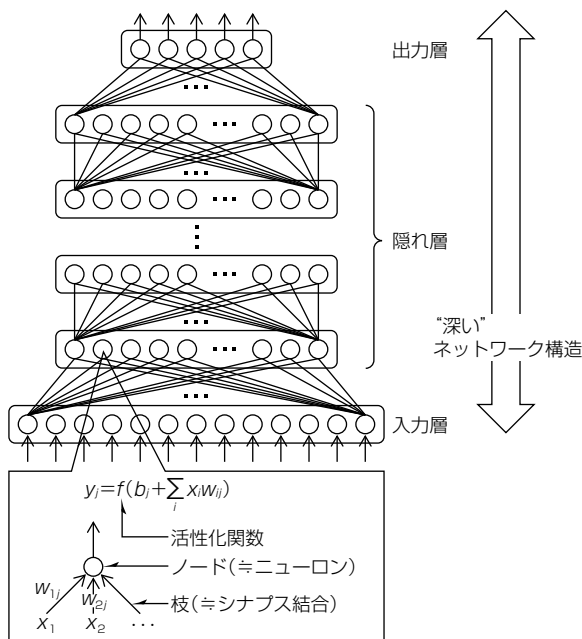


図1. ディープラーニングのネットワークモデル例

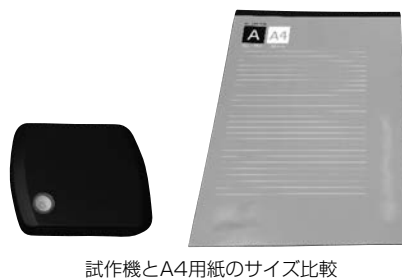


図3. ディープラーニングを実装した試作機

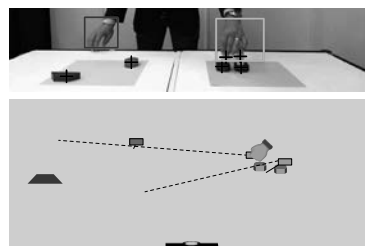


図4. ディープラーニングでの認識・分析事例

3. 稼働率向上

製造装置の予防保全による稼働率向上のためのデータ分析技術について述べる。製造工場で、製造装置が稼働中に故障・停止すると、損害額が数千円規模と大きくなる場合がある。そのような現場では故障の予兆となる異常検知へのニーズが大きい。そこで、このような装置における故障直前の温度や電流データから、いつもと異なるデータの動きを検知することで故障予兆を検知する技術を開発した。この技術は、時系列データの時間的変化の微小な差異の検知や、上昇・下降傾向のルールベースでの検知を可能にする。この技術によって、時系列データの収集が可能な製造装置であれば、故障の予兆検知が可能になる。

3.1 時系列データ解析技術

製造装置では、装置の保全のために、センサから収集されるデータから故障予兆に関連する異常を検知したいというニーズがある。ここで異常検知に対して、以下の要請がある。

- (1) 製造装置では大きな障害が通常は発生しないことから、“学習のための異常データがなくても異常を検知できなければならない”。
- (2) 製造ラインの設備には温度、熱量、圧力、振動、電圧などの様々な特性をもつ多様かつ多数のセンサがあるが、従来の多くの異常検知アルゴリズムはセンサの特性ごとに設定を必要とするため、“センサの特性ごとにチューニングする手間を不要にしたい”。

異常検知に関しては様々なアルゴリズムが知られているが、これらニーズを満たす技術として、入力された時系列データから通常と異なる部分列を発見するアルゴリズム Discord方式^①がある。Discord方式は、次の手順で異常を検知する。

- (1) 異常を含まないと仮定されるデータ(学習データ)と、異常検知の対象とするデータ(テストデータ)を準備する。
- (2) 学習データ全体にスライディングウィンドウを適用し、部分列を作成する。
- (3) テストデータについても同様に部分列を作成する。
- (4) テストデータの部分列と学習データの部分列との距離を総当たりで計算し、計算された距離の中で最も小さい距離を基準として、異常の度合いを定義する。

すなわち、学習データ中のどの部分列とも似ていないテストデータの部分列を、異常な部分列として抽出することで、わずかな差異に対しても高精度に検出することが可能である。一方で、異常検知処理に要する時間が、学習データの長さに比例するという問題がある。

これに対し当社では、学習データの部分列の中から、典型的な特徴を持つ部分列(以下“標本部分列”という。)を選択し、標本部分列とだけ距離を比較する高速化手法を開発した。この手法によって、従来の総当たりの手法よりも

40倍程度高速に異常な部分列を検索することができ、リアルタイムに異常を検知可能となる。図5に異常検知の例を示す。これらの2つの例は、周期的に変化するデータに含まれる、異常挙動を検知できた例を示している。

3.2 レグ振動解析技術

製造装置の保全業務では、異常を検出するため、不規則に変動するセンサからの時系列データに対して、ある一定の振幅を超える上下変動の頻度を算出したいというニーズがある。次に上下変動の例を示す。

- (1) 空調機が正常の場合、部屋の実測温度はある一定時間後に設定温度に収束するが、センサや制御系に異常がある場合には、設定温度より高い温度と低い温度の間を振動し続ける(ハンチング現象)。
- (2) 配管詰まりがある場合、圧力が急激に上昇/下降する。

不規則に変動する時系列の上下変動を扱った従来技術として、データ工学分野ではレグを利用した技術がある。レグは、図6の点線に示すように、不規則な上下変動があっても全体として上昇、又は下降している部分列のことをいう。従来技術では、単独のレグによって上昇/下降傾向の異

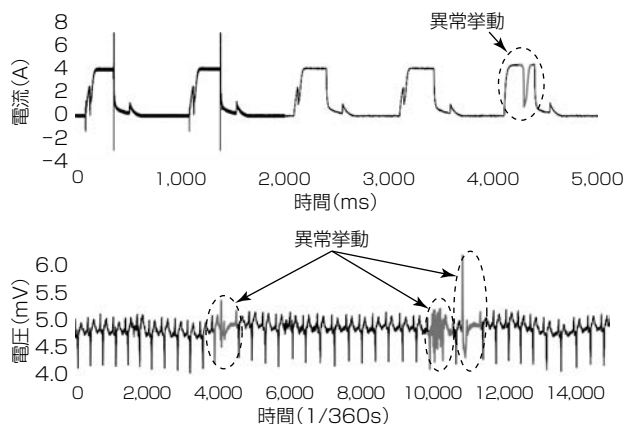


図5. 時系列データ解析技術による異常検知の例

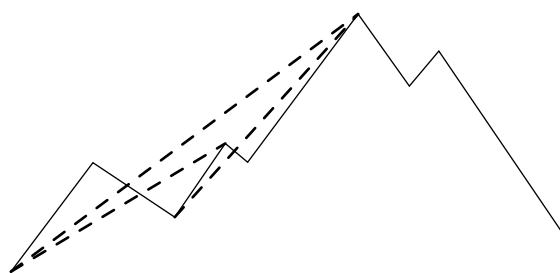


図6. レグの概念図

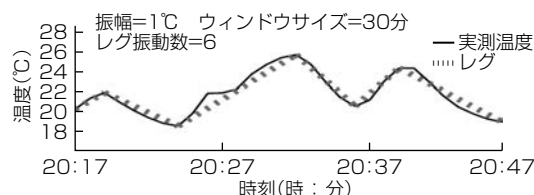


図7. レグ振動解析技術による異常検知の例

常を検知するため、上下変動の例のようなケースを検知できなかった。当社は、上昇傾向と下降傾向のレグが交互に出現するレグ振動を高速に検知するレグ振動解析技術を開発した。レグ振動解析技術を利用することで、図7に示すような“30分間に温度が1℃以上の幅で4回以上振動したら異常”といった複雑な条件の異常を検知可能になる。

4. 品質向上

工場の製造ラインは複数の工程で構成されており、各工程では品質に関する複数の検査が実施されている。ここでは、各検査で取得される情報を“製造データ”と呼ぶ。製造ラインでの歩留り向上や製造原価の低減を目的とした製造データの分析として品質分析がある。品質分析は古くからある手法で、例えばQC7つ道具(パレート図、特性要因図、管理図を含めたグラフ、チェックシート、ヒストグラム、散布図、層別)と呼ばれるデータ分析ツールを用いて情報を正しく分析し、品質改善活動を行ってきた。しかし、これらの手法は問題が発生した後に、問題の発見、原因把握、解消確認を行うためのものであり、品質問題の発生を事前に予測することは困難であった。そこで、品質向上、問題発生予測を目的として、当社は次の2つの技術を開発した。

- (1) 工程間に存在する関係性から、適切な検査基準値の設定を支援する相関分析技術
- (2) データ特性の傾向変化と不具合の関係から、不具合製造を未然に防止する傾向変化分析技術

4.1 相関分析技術

検査間の製造データに相関がある場合、ある工程の合否を判定する検査基準値の変更による後工程への影響を把握できるため、検査基準の最適化に利用できる。当社は、検査間の相関分析技術によって最適な検査基準値を求める“強化推薦手法”“緩和推薦手法”の2つの手法を開発した。

“強化推薦手法”は、基準値の強化によって、後工程での不合格の削減を目的としている(図8(a))。一方“緩和推薦手法”は、基準値の緩和によって、前工程での不必要な不合格の削減を目的としている(図8(b))。

4.2 傾向変化分析技術

製造時期や、保守・点検などのイベントによる製造データ特性の傾向変化を求めることで、検査における不合格発生頻度増加等の不具合製造に寄与する条件を抽出する。これによって、製造条件やイベントごとに、不具合製造の未然防止策を検討できる。

この技術では、不合格発生頻度を、製造データの時系列的な変化量、任意の検査項目の測定値をロット名・製造時期・製品仕様といった条件ごとに抽出した頻度分布を比較することで、様々な条件による製造データの分布の差異を確認できる。これによって、保守イベントや製造時期による不合格発生頻度の増加の兆候を発見し、不具合製造の未然防止や時期ごとの傾向に応じた検査基準値の厳格化が可能となる(図9)。

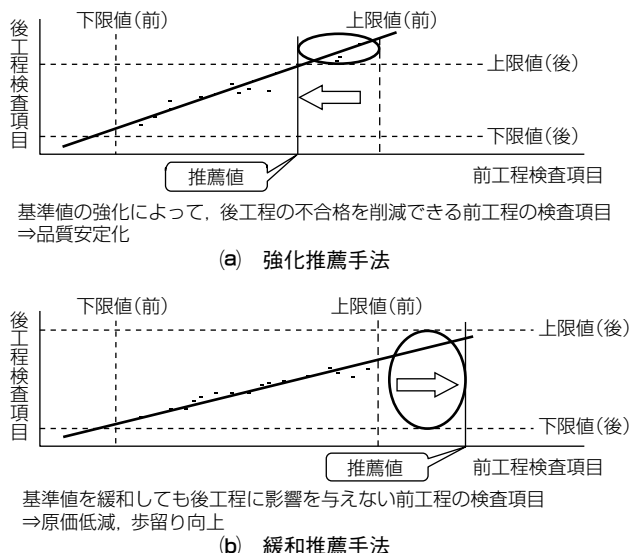


図8. 相関分析技術

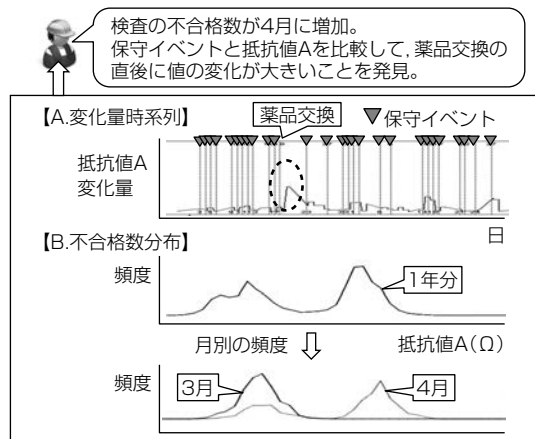


図9. 傾向変化分析技術

5. むすび

FAでのAI技術の活用事例について述べた。これらの技術を適用して生産性や稼働率、品質の向上を実現するには、本稿で述べた技術を単に適用するだけでは不十分で、対象とする生産設備や生産のプロセスについての知識、いわゆるドメイン知識が不可欠である。今後は、ドメイン知識の観点も考慮した、生産現場ごとに適用しやすいAI技術の開発に取り組む。

参考文献

- (1) Rakthanmanon, T., et al.: Searching and Mining Trillions of Time Series Subsequences under Dynamic Time Warping, SIGKDD 2012, 262~270 (2012)
- (2) 中川路哲男: “e-F@ctory”を支えるFA機器の最新技術動向, 三菱電機技報, 90, No.4, 210~214 (2016)
- (3) 早川孝之: IoTが実現する未来社会, 三菱電機技報, 90, No.7, 378~382 (2016)
- (4) 平井規郎, ほか: 設備維持管理向けデータ分析技術, 三菱電機技報, 90, No.7, 416~420 (2016)