

スマートファクトリーを実現する最新のFA技術と取組み

Latest Factory Automation Technologies and Activities for Achieving Smart Factory



楠 和浩*
Kazuhiro Kusunoki

要旨

あらゆる業界で“デジタル化”及び“DX(デジタルトランスフォーメーション)化”が進む中、製造業では、スマートファクトリーが注目を集めている。スマートファクトリーの主要な目的として次の二つがある。

(1) 生産性の向上

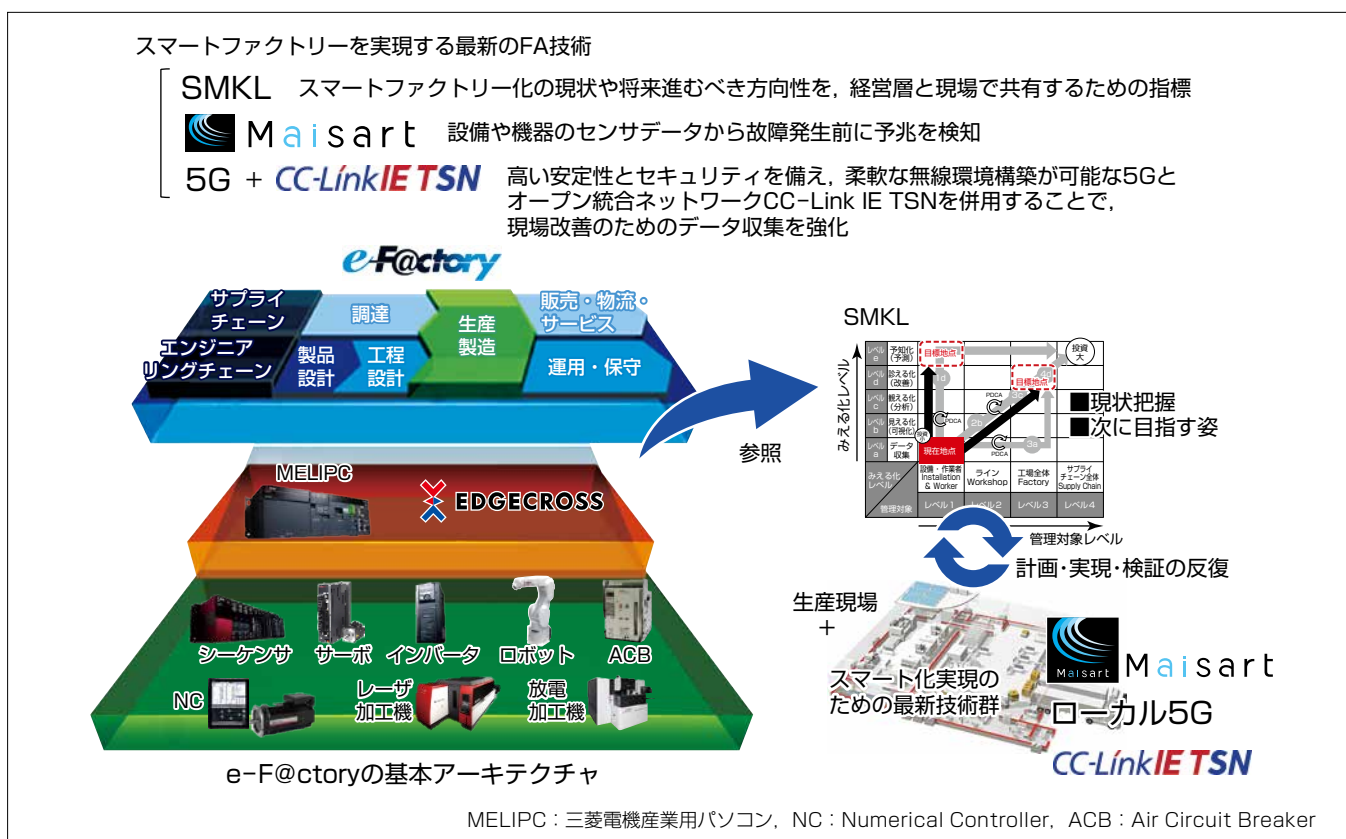
工場内の状況をデータ化して可視化し、非効率になっている工程・作業を明確にし、改善して生産性を向上させる。

(2) 人材不足への対応及び人材育成の効率化

高齢化に伴う人手不足、それと同時に起きる熟練工不足に対応するために、生産現場の設備だけでなく、働く人の動きもデータ化し、そのデータを分析することで技能やノウハウを体系化、さらに技能継承を図る。

三菱電機は2003年から、生産現場を起点として、IoT(Internet of Things)化によるビッグデータの活用でスマートファクトリーを実現するFA-IT統合ソリューション“e-F@ctory”を提唱している。

当社では、e-F@ctory実現のための最新技術として、工場のスマート化の現状や、将来進むべき方向性を経営層と現場との間で共有するための指標である“SMKL(Smart Manufacturing Kaizen Level)”を考案し、国際標準化に向けた活動を実施している。また、工場のスマート化を実現するための最新技術として、データ収集技術のための第5世代移動通信システム(5G)などの無線技術、現場診断・改善・予知技術を行うためのAI技術を開発している。



FA-IT統合ソリューションe-F@ctory及び最新のFA技術と取組み

e-F@ctoryは、生産現場を起点とした経営改善を目指して、“人・機械・ITの協調”によるフレキシブルなものづくりによって、サプライチェーンとエンジニアリングチェーン全体にわたって工場のスマート化を支援する。また、SMKLや当社AI技術“Maisart”などの最新のFA技術と取組みを取り入れることで、更なる工場のスマート化を実現する。

1. ま え が き

2011年にドイツで提唱されたIndustrie 4.0を契機として、また、最近では製造業DXと絡めた話題として“スマートファクトリー”という言葉が、様々な場面で取り上げられている。

スマートファクトリーの厳密な定義は存在しないが、基本的には、生産現場で生産に関わるものが発生するデータ(例：機器・装置・設備の状態)や、生産されるモノの状態(例：生産数、品質など)及び生産・販売・維持管理に関わる業務プロセス(例：受注・生産計画、配送など)に関わる製造業の全てのデータをIoTなどの先端技術を利用して収集し、分析・活用することで生産プロセス全体を常に最適に保つ柔軟なシステムである。

スマートファクトリー実現のための起点は、生産現場にある。近年、IoT技術やAI技術の進展によって、工場の設備やセンサ等の生産現場のあらゆるものがネットワークで接続され、リアルタイムかつ精度の高い様々なデータを取得・分析できるようになってきたことで、スマートファクトリーが単なる概念から現実に移行してきていると考えられる。

当社は、生産現場を起点とするFA-IT統合ソリューションe-F@ctoryを2003年から提唱し、グローバルに進むスマートファクトリーの実現を支えてきた。生産現場のスマート化は、設備・機械からの生産現場データの収集などの“見える化”に加え、収集したデータの生産管理や予防

保全への活用といった“観える化”及び“診える化”の取り組みが実現されつつあり、一部の製造業では具体的な成果を上げつつある。

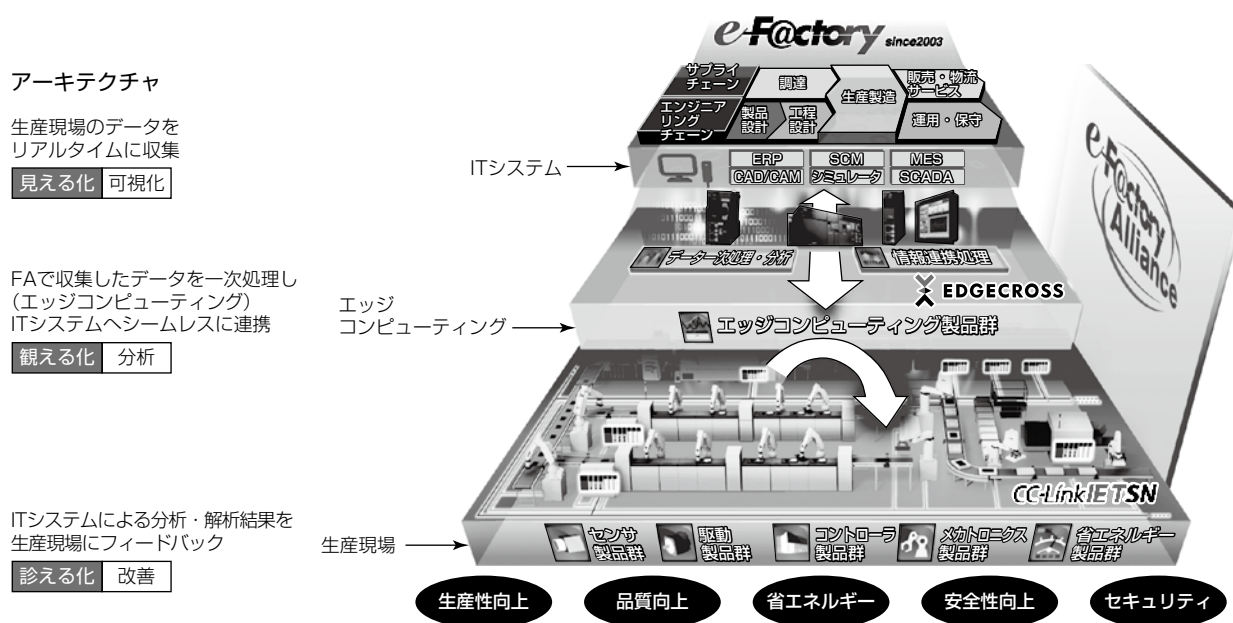
本稿では、2章でFA-IT統合ソリューションe-F@ctoryについて述べた後、3章でそれを支える当社の最新FA技術及び取り組みについて述べる。

2. e-F@ctory

当社は2003年から、生産現場を起点とし、IoT化によるビッグデータの活用でスマートファクトリーを実現するFA-IT統合ソリューションe-F@ctoryを提唱している⁽¹⁾。

e-F@ctoryでは、FA技術とIT技術を最大限に連携させることで開発・生産・保守の全般にわたるバリューチェーン全体でのコストを削減し、顧客の改善活動を継続して支援することで、一歩先のものづくりの実現を提唱している。また、“生産性”“品質”“環境性”“安全性”“セキュリティ”の向上を通して、顧客の業務全体の効率化を目標にしている。

e-F@ctoryのアーキテクチャは、生産現場、エッジコンピューティング、ITシステムの3階層で構成される(図1)。生産現場は生産を実行すると同時に、センシングによって生産や設備のデータをリアルタイムに収集する。エッジコンピューティングでは、生産現場から収集したデータを監視・分析・診断すると同時に、生産現場へのリアルタイムなフィードバックを実行する。例えば、設備の異常の兆候を捉え、即座に現場へ指示を出すことによって、故障する



ERP : Enterprise Resource Planning, SCM : Supply Chain Management, MES : Manufacturing Execution System, CAM : Computer Aided Manufacturing, SCADA : Supervisory Control And Data Acquisition

図1. e-F@ctoryのアーキテクチャ

前に設備を停止したり、設備の異常で不良製品が大量に生成されてしまうような問題を解決できる。

e-F@ctoryの導入によるスマート工場の実現事例は着実に増えている⁽²⁾。

3. e-F@ctoryを実現するための最新技術

e-F@ctoryを実現するためには、データ収集・分析に関わるIoT及びAI技術、又はネットワーク技術、さらにセキュリティやクラウドなどの各種IT技術が必要である。

3.1 SMKL

生産現場をスマート化、つまりe-F@ctory化しようとする場合に、まず必要なのは、現状を把握し、目指すべき姿を経営者と現場が共有することである。それがなければ、経営層と現場との認識の乖離(かいり)が起こり、スマート化の持続的な実現が難航する。

そこで、当社ではSMKLという指標を提唱し、顧客のスマートファクトリー実現をサポートしている⁽³⁾。SMKL (Smart Manufacturing Kaizen Level)は、2015年に当社内の指標として作成・運用され、それ以来、社内のスマートファクトリー実現のツールの一つとして活用され、最近ではISO/TC184を中心に国際標準化が進められている指標である。

SMKLは、“工場をどうIoT化していけばよいか分からない”という悩みを持つ製造現場のIoT化推進を支援する目的のために作られたものであり、図2のようにIoT化の成熟度を5段階の“見える化”レベルと、4段階の管理対象レベルで分けられたマトリックスで表すことで、対象とする製造現場がどの段階までスマート化が進んでいるかを判断できるものである。

図2の縦軸の見える化レベルは、レベルa“データ収集”、

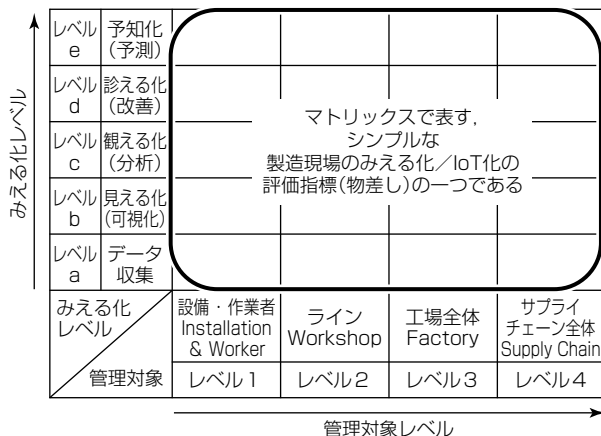


図2. SMKLの定義

レベルb“見える化(可視化)”, レベルc“観える化(分析)”, レベルd“診える化(改善)”, レベルe“予知化(予測)”で構成される。レベルdとeはAIやデジタルツインといった技術の活用によって、効率的・効果的に到達できる。また、横軸の管理対象レベルは、ディスクリット系の工場を対象とした場合、レベル1“設備・作業者”, レベル2“ライン”, レベル3“工場全体”, レベル4“サプライチェーン全体”となるが、工場の種類に応じた定義を行う必要がある。

標準的なSMKLの活用ステップを、図3を用いて述べる。SMKLの使用者はまず、各自の業務遂行での重要な観点(例：省エネルギー)と、その観点に対する評価指標(例：エネルギー原単位)を定める。その上で、SMKLでの現在地点と目標地点、及び現在と目標のギャップを確認し、目標実現に向けての実現可能な改善手順を設定する。そして、PDCA(Plan Do Check Action)を回しながら持続的な改善を行うことで、SMKLレベルの向上と最終的な目標地点への到達に取り組む。

3.2 データ収集を実現する新しい技術

現状を確認し、経営層と現場が目指す方向を確認した後で、様々なIoT技術などを利用して生産現場のスマート化を図るが、まず基本となるのは、“データ収集”である。

“データ収集”に必要な技術の一つに、ネットワーク技術がある。当社では、生産現場とITシステムを融合するオープン統合ネットワークCC-Link IE TSN(有線ネットワーク)を提供しており、生産現場の様々な機器からリアルタイムにデータを収集し、新たな付加価値の創出をサポートしている。

一方で、今後、スマートファクトリーとして柔軟性、効率性を高めていくためには無線技術の活用も図っていく必要がある。その中でも、近年特に、第5世代移动通信システム(5G)が注目を集めている。

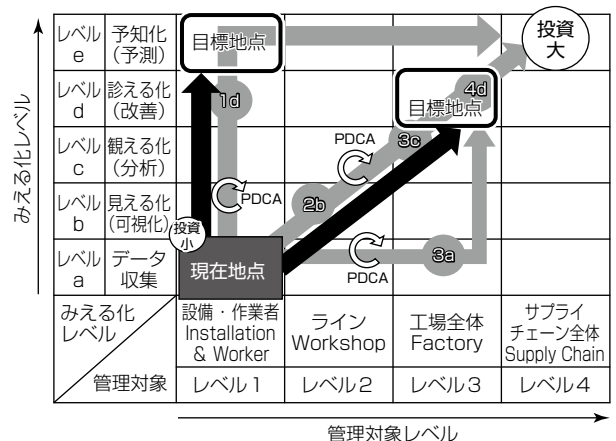


図3. SMKLの活用例

5Gは、“超高速”“超低遅延”“多数同時接続”という特長を持っており、AI/IoT時代のICT(Information and Communication Technology)基盤として期待されている。さらに、局所的にプライベートネットワークとして構築可能な“ローカル5G”は、高い安定性とセキュリティを備え、柔軟な無線環境構築が可能であり、工場やビルのスマート化、公共施設での活用など様々なユースケース検討が進められている。

当社でも様々な分野での5G技術活用による新たなビジネス、サービスの検討を進めているが、中でもFA分野ではスマートファクトリーを実現する上でのインフラとしてローカル5Gに着目し、将来的にはCC-Link IE TSNと5G技術の融合も視野に入れ、ユースケース検討や性能検証に取り組んでいる。

5G技術は現在も発展途上であり、2020年8月に公開されたリリース16以降、FA機器等の制御に用いられるリアルタイム通信を伝送するために必要な機能について順次規格化が進められている。

当社の現在の取組みとしては、2020年から自社工場内での実証実験を進めているほか、2021年6月には、神奈川県にある当社情報技術総合研究所内に“5G OPEN INNOVATION Lab”としてローカル5Gに関する顧客やパートナー企業との共創の場を開設した。当社の技術実証に加え、この場を活用して新たなビジネスやサービスの創出を図っていく。

また、5Gの今後の高度化・低価格化のトレンドに合わせて、5Gを単なるデータ収集の手段としてだけでなく、次のようにユースケースを段階的に高度化し、新たな価値の創出を目指している。

- (1) 仮想現実(Virtual Reality : VR), 拡張現実(Augmented Reality : AR), 複合現実(Mixed Reality : MR)活用などによる作業効率化
- (2) 屋内測位, 無人搬送車(Automatic Guided Vehicle : AGV), 自律走行搬送ロボット(Autonomous Mobile Robot : AMR)活用などによる協働作業
- (3) マスカスタマイズ, レイアウトフリーなど柔軟な生産環境を実現する自律制御

3.3 データ活用のための技術

一方、3.1節で述べたように、“診える化”及び“予知化”を実現するためには、AI技術の活用が重要となる。ここでは、最新のAI技術について述べる。

一般的に、生産現場に対するAI技術の適用には、二つのやり方がある。一つは、加工精度の向上、製品品質の向上及び安定化、又は、最近では匠(たくみ)の技を自動化して継承するなどの目的のために、製造する機械や装置の

制御にAI技術を適用する場合である。また、もう一つは、工場全体の歩留り向上や生産性向上、又は予防保全による稼働率の向上を目的とし、機械や装置の稼働診断や人の作業診断にAI技術を適用する場合である。ここでは、後者の場合について述べる。

当社ではFAやプラントの様々な事業で、AI技術を活用した異常検知や予防保全のための製品・ソリューションを展開している。それらによって、設備や機器のセンサーデータから故障発生前にその予兆を検知し、故障発生前の保全を可能にすることで製造ライン等のダウンタイムを削減し、効率的な保守が可能になることが期待される。

製品製造時や機器運転時に収集される時系列に発生するデータ(以下“時系列データ”という。)から、故障の予兆を検出するためには非常に微細な異常挙動を検出する必要がある。しかし、時系列データはその計測対象や、対象設備や機器の設置環境条件によってデータの特徴が異なるため、異常検知もその特徴に適した手法を選定する必要がある。

ここでは、異なるデータの特徴に対応する技術として、“AIで高精度に機器の異常を検知する診断技術”と“パラメータ設定レス異常検知技術”について述べる。

3.3.1 AIで高精度に機器の異常を検知する診断技術

時系列データの特徴の一つとして、機器・設備の動作モードの変化に連動したデータの挙動の変化がある。

製品製造時の時系列データとして、次の三つの特徴を持つデータの例を示す(図4)。

- (1) それぞれが一製品の製造に対応した類似波形が繰り返し発生
- (2) 一製品製造時に複数の動作モードに対応した状態を遷移
- (3) 状態ごとにデータの特徴が変化

このような時系列データでは、動作モードによって異常の頻度や異常時の波形の乱れ方が異なり、従来の単一条件設定による異常検知では精度向上に限界があった。

そこで当社では、動作による波形の乱れに対応するため、当社AI技術Maisartを用いて時系列データの特徴から動

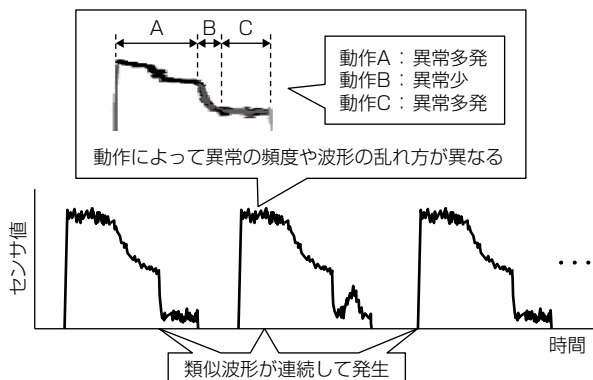


図4. 動作モードの影響を受けるデータの例

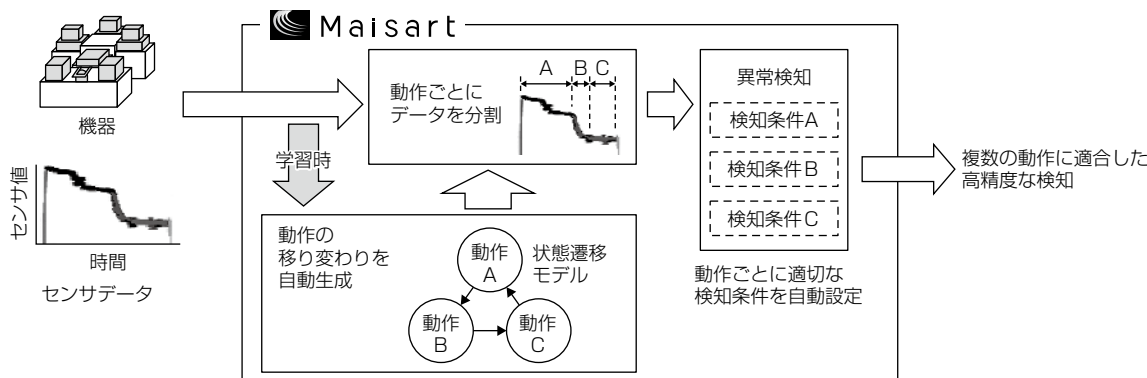


図5. 状態遷移モデル推定による異常検知技術

作状態の遷移を自動で推定し、動作ごとに適切な異常検知条件を自動設定することで、高精度に異常を検知する機器診断技術を開発した(図5)。

この技術によって、機器の動作状態に応じた適切な異常検知条件が設定できるため、機器の異常を高精度に検知することが可能になった。

3.3.2 パラメータ設定レス異常検知技術

時系列データは、機器・設備の動作モード以外の要因によって値が変動する場合がある。そこでは、時系列データから動作モードを判別できないため、代わりに時系列データを固定長の部分列に分割して、部分列に対して機械学習を適用するのが一般的である。

従来の異常検知技術では、機器が正常に動作している期間の部分列から正常時の特徴を学習し、異常診断したい部分列が正常時の特徴から逸脱していた場合に、その部分列を異常と判断する方法がとられていた。この際、部分列長によって検知能力が左右されるため、時系列データの周期性などの情報を基に適切な値を選択する必要があるが、ユーザーがあらかじめそれらの情報を把握して適切な値を選択することは困難であるという課題があった。

そこで当社では部分列長の設定が必要ない異常検知方式⁽⁴⁾を開発した。開発方式では、あらゆる部分列長で従来同様の異常検知方式を実行して異常を列挙することによって、事前のパラメータの設定を不要にしている。ただし、全ての部分列長に対する異常検知を実行すると、実行時間が長くなる。そこで、開発方式では、部分列長を少しずつ長くしながら異常検知し、直前の部分列長での異常検知状態を利用して計算量を削減する工夫を取り入れることで、従来方式よりも50倍以上高速に異常を検知できるアルゴリズムを実現した。

図6に開発方式による異常検知結果の例を示す。図6のグレーの帯はどの部分列長(縦軸)のどの時刻(横軸)で異常を検知した(点線内)かを表している。前半の台形状の反復

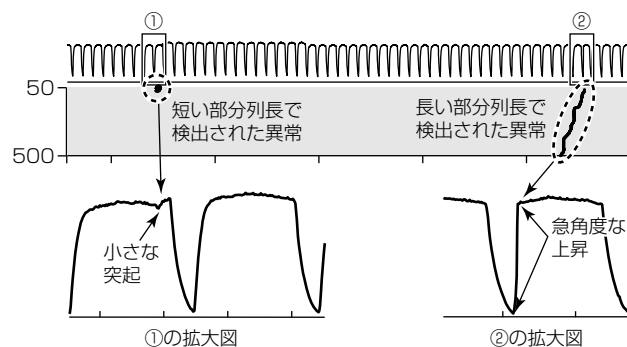


図6. 異常検知結果の例

波形中に現れた小さな突起状の異常は、従来は長い部分列長では検知できなかったが、短い部分列長で探索することで検知できた例である。逆に、後半の急角度な上昇の異常は、従来は短い部分列長では検知できなかったが、長い部分列長で探索することによって検知できた例である。

4. むすび

IoT技術やAI技術を活用したスマートファクトリーの実現に向けた当社の最新FA技術や取組みの例として、スマートファクトリーの指標SMKL、5Gの取組み、AI技術を活用したデータ活用技術について述べた。今後も、スマートファクトリーを実現する最先端のFA技術・システムの研究開発を進め、工場の更なるスマート化への貢献に向けた技術の提供を進めていく。

参考文献

- (1) 三菱電機(株) : FA-IT統合ソリューション e-F@ctory <https://www.MitsubishiElectric.co.jp/fa/sols/efactory/index.html>
- (2) 三菱電機(株) : 三菱電機FA製品・ソリューション導入事例 <https://www.MitsubishiElectric.co.jp/fa/sols/cases/index.html>
- (3) 王時暉楠ニコル, ほか : IIoT導入レベル“SMKL”で推進するスマートマニュファクチャリング, ITUジャーナル, 52, No.2, 7~10 (2022)
- (4) Nakamura, T., et al. : MERLIN : Parameter-Free Discovery of Arbitrary Length Anomalies in Massive Time Series Archives, 2020 IEEE International Conference on Data Mining (ICDM) (2020)