

製造システムの稼働適正化に向けた多種多元データ活用ソリューション

Multi-Type and Multi-Source Data Utilization Solution to Improve Operating Ratio in Industrial Manufacturing Systems

樋口 裕一
Yuichi Higuchi

天野 博史
Hiroshi Amano

清水 太一
Taichi Shimizu

厚田 鳴海
Narumi Atsuta

井田 雅夫
Masao Ida

多鹿 陽介
Yosuke Tajika

要 旨

製造工場で稼働する生産設備群のIoT化が進展しつつある。得られた稼働データを活用することにより、製造フロア全体を見通した効率的な設備保守の実現など、稼働率向上への応用が期待されている。一方、新しい社会脅威であるセキュリティ対策なども急務になっている。本稿では、工場のだざまな機器から得られる多元で、属性が異なる多種データを集約し、多目的に利用できるように、製造現場や設備の特徴を活（い）かして、製造ラインや生産内容単位で統合・蓄積し、機械学習による異常検知を適用可能なアーキテクチャを示す。さらに稼働適正化を目的とする複数のソリューションへの適用事例を用いてその有効な利用方法について説明する。

Abstract

IoT has been progressively introduced to manufacturing equipment in factories. It is expected that by utilizing the acquired operational data, new solutions to improve operating ratio, such as efficient maintenance of equipment, can be realized. However, for digital manufacturing systems, cyber-security risks have been recognized as a threat that could degrade operating ratio. In this paper, a novel architecture is proposed that enables to apply anomaly detection based on machine learning to multi-type and multi-source data, that are aggregated from manufacturing facilities, that are integrated per production line or production batch by using characteristics of the manufacturing floor and facilities so that the data can be commonly used for different purposes. Further, examples applying the proposed architecture to several solutions to optimize factory operation are presented and its merits against novel issues are discussed.

1. はじめに

日本を中心に人口減少が進むなか、製造業における生産効率化が求められている。工場では、デジタル技術の進展に伴い、設備の稼働監視や生産管理などを目的にIoT化が進み、それらの多様なデータの活用によるさらなる効率化が期待されている[1]。工場におけるデータ活用は、これまで不良率低減など生産の分野[2]を中心に進んできたが、今後は設備保全など運用・保守の分野も含めたデータ活用による稼働率の向上も求められている。

一方、IoT技術の導入は、効率化の反面、デジタル情報に対する不正アクセス、サイバー攻撃による稼働停止など新たなリスクも秘めている。近年では、工場の稼働が停止するというセキュリティインシデントが報告されており[3]、稼働率低下の懸念がある。

こうした背景のもと、工場では生産設備単体の稼働率だけでなく、製造フロアを構成するシステムの運用・保守による稼働適正化、セキュリティ対策による稼働低下防止に対するソリューションの提供が求められている。

本稿では、これらソリューションを効率的かつ包括的に実現するため、工場のだざまな機器から得られる“多元”で、かつ、属性の異なる“多種”なデータの収集、統合・

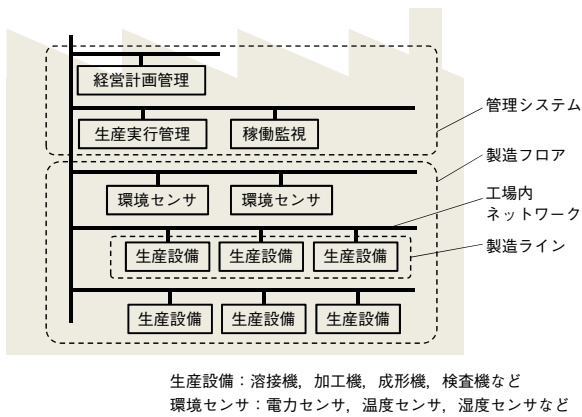
蓄積、分析を、製造現場の特徴を活（い）かして共通化し、多目的に活用可能なアーキテクチャを示す。

2章で、取り巻く要件を整理した後、3章で、アーキテクチャを構成する①多種多元な稼働データの収集、②製造現場の特徴を活かした統合・蓄積、③機械学習による異常検知分析について述べる。そして、4章で、実工場の稼働データを用いた複数ソリューションへの適用事例を示し、有効な利用方法について考察する。

2. 製造システムをとりまく要件

2.1 製造フロアのIoT化

一般的なIoT化した工場の一例を第1図に示す。製造フロアにある生産設備は工場内ネットワークを通じて接続され、近年では、製造フロア的环境情報を取得するセンサなど設備以外の機器も接続されつつある。また工場では、目的の異なる複数の管理システムが稼働することが一般的である。その例として、生産・購買計画などの経営計画管理、製造フロアにおける生産実行管理、各生産設備の稼働監視などがある。各システムにおいて、必要なデータがそれぞれ個別に取得、管理されている。

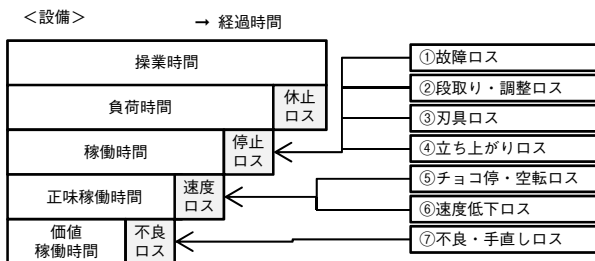


第1図 製造フロアにおけるIoT化の例

Fig. 1 Example of IoT usage on manufacturing floor

2.2 稼働適正化に向けた要件

設備の稼働を阻害するロスには、第2図に示すように、休止ロス、停止ロス、速度ロス、不良ロスがある。休止ロスは、計画的な休停止時間であり、停止ロスは、故障や段取り・調整、消耗品の交換、設備立ち上げに伴う停止時間である。速度ロスは、チョコ停・空転によるロス時間、および、設備の設計上の速度と実際の速度差によるロス時間であり、不良ロスは、不良品や手直しに費やしたロス時間である [4]。



出典：『生産革新のための新TPM展開プログラム 加工組立編』より抜粋

第2図 設備効率を阻害するロス [4]

Fig. 2 Losses that degrade equipment effectiveness [4]

不良ロスは、前章で述べたとおり、工程データの活用などにより改善が進んでいる。さらなる効率化のためには、停止ロスや速度ロスを合計した“稼働ロス”の低減による設備の稼働率向上が求められている。

〔1〕設備に起因する稼働ロス低減の要件

稼働ロスの要因には、設備に起因する故障によるロスが一番大きなウエートを占めると言われている [4]。

設備起因のロスを回避するため、設備が故障に至る前に、一定時間で保全を実施する時間基準保全が一般的に行われている。しかしながら、設備の利用環境や稼働状態はさまざまなため、設備の状態に応じて、保全を実施

する、状態基準保全への移行が望まれている。

状態基準保全を実施するには、多数の設備の状態を監視する必要があるが、これらを、設備を熟知したベテランの現場担当者だけに頼る方法は、人材確保の観点から現実的とは言えない。

そのため、設備起因の稼働ロスを低減するには、多数の設備状態を人的リソースに頼ることなく監視し、設備不具合の兆候を捉えることが必要となる。

〔2〕新たな稼働ロス予防の要件：不正対策

IoT化による効率化への期待が高まる一方、不正アクセスやサイバー攻撃による稼働ロスのリスクが無視できない状況になってきている。そのため、製造システム向けのセキュリティ対策の重要性が増している [5]。

オフィスシステムでは、セキュリティ要件として秘匿性が重視される一方、製造システムでは、稼働が停止すると経営上の影響が大きいため、安定稼働（可用性）が重視される。そのため、生産設備に負荷がかかり稼働率低下に結びつくような対策は実施できない。また、システムの更新間隔は、10年～20年と長いため、古い設備の脆弱（ぜいじゃく）性修正が困難な場合が多い [3]。

その対策としてオフィスシステムと同様に、工場のネットワークの入口で、外部不正侵入をブロックする手法もある。しかし、内部操作者が不正侵入の原因となり得る攻撃や、ゼロデイ脆弱性に対しては十分とは言えない。

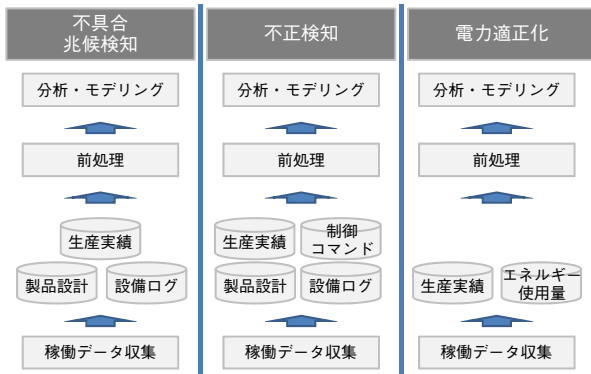
そのため、セキュリティに起因した稼働停止を予防するには、稼働する生産設備に変更を加えずに、工場内、工場外からの不正対策を実施する必要がある。

上述のとおり、工場においては、稼働適正化に向けて、設備の不具合兆候を捉えること（不具合兆候検知）、工場内外からの不正対策を実施すること（不正検知）という異なる要件を同時に実現することが求められている。

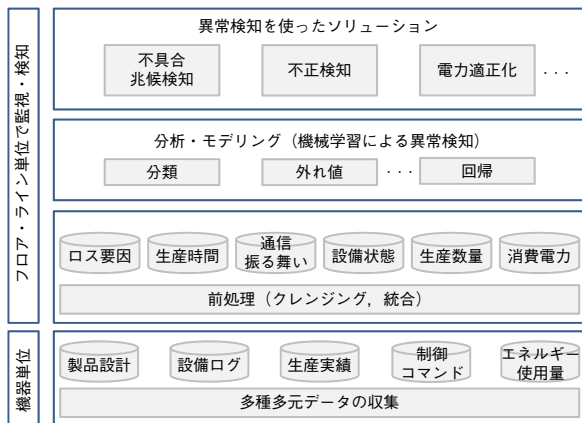
3. 多種多元データ統合・活用アーキテクチャ

2章で述べた要件を満たすため、今後の工場では、製造における多様なデータを活用した、稼働適正化を目的とした複数のシステムが稼働するようになる。その例として、2.2節で述べた不具合兆候検知および不正検知の処理フロー、さらにその関連例として、グリーン化を目的として稼働するエネルギー管理の処理フロー例を第3図に示す。各目的や部門ごとに、必要データを収集、前処理を施して、分析・モデリングを行うという流れをそれぞれ実施することが考えられる。しかしながら、収集すべきデータや、それらに対する前処理、分析手法は共用できることも多く、これらを個別の目的ごとに行うのは非効率である。

それゆえ筆者らは、上記を個々に対策するのではなく、製造現場の特徴を活かして、データ収集や前処理、分析手法を共通化し、これらを効率的に実現し得るデータ統合・活用アーキテクチャの検討を進めている。その概要を第4図に示す。



第3図 目的の異なる複数のシステムの処理フローの例
Fig. 3 Example of process flow in systems with various functions



第4図 工場稼働データ統合・活用アーキテクチャの概要
Fig. 4 Overview of proposed architecture integration and utilization of manufacturing data in a factory

本アーキテクチャは、大きく3つの階層からなる。①製造フロアを構成する多様な生産設備・センサから得られる“多元”で、かつ、属性の異なる“多種”なデータを収集する。②製造プロセスや製造専門知識を活用し、多目的に活用可能なようにラインやフロア、生産内容単位でデータをクレンジング・統合する。③統合された多種多元データを活用した稼働分析、機械学習による分析を具現化し、各種ソリューションを実現する。

3.1 多種多元データの収集

製造フロアにおける稼働データには、設備ログや製品

設計データ、生産実績などがある。これらは生産設備、制御機器、環境センサなどから異なる書式で入出力されることが多い。また複数の既存システムに集約、蓄積されたデータもそれぞれ異なった書式で存在する。

また、製造フロアの情報、特にエネルギー使用量などは、これまでは省エネ活用を中心に利用が進んできたこともあり、製造システムとは独立して管理されることが多かったが、今後は不具合や不正の検知にも活用できる可能性がある[6]。

さまざまな機器から得られる書式の異なる、“多元”で、属性の異なる“多種”なデータを収集、集約することで新たなニーズを含む多目的なデータの活用が可能となる。

3.2 製造現場の特徴を活かしたデータ統合・蓄積

収集したデータの適正な活用のためには、所望の活用目的に不要なデータを除去するだけでなく、設備単体の情報に製造フロアのライン構成や生産内容などの情報も加味してデータを構造化する必要がある。なぜなら、生産内容により設備状態や製造ラインの構成は異なるため、何らかの変化を観測したとしても、生産内容の差異によるものか、不具合によるものかを判別することは難しいからである。

そこで、これらの影響を除外するため、製造プロセスや設備制御機構を踏まえ、稼働や制御にかかわる有効な情報のみを抽出するなどのクレンジング処理、および、機器単位データを、製造フロアやライン単位、生産内容単位へ統合する統合処理を行う。また、複数の目的に対して、これらの処理を共通化するとともに、統合されたデータを共用することで効率化を図る。

3.3 機械学習による分析

2.2節で述べた不具合兆候検知および不正検知などの事例は、いずれも多数の設備の「いつもと違う、他と違う状態」を検知することが目的となる。

従来、これらの判断の自動化に向けて、人がルールを作成し実施する手法が用いられてきたが、工場ごとに異なるライン構成や、変動する生産内容に応じて、熟練者が都度ルールを作成することは現実的ではなく、データ分析、機械学習による実現が期待される。

データ分析においてこれらは異常検知問題として扱われるが、生産設備の稼働データを適用する場合、現場担当者の経験や知識に基づく判断が必要となる。異常検知モデルの構築には、統合化されたデータから、生産設備の専門知識を活かして製造状態を表す適切な特徴量を抽出する必要がある。その際、製造プロセスや設備運用方法などの情報を踏まえたうえで、標準化や正規化など適

切なデータ加工処理を適用することと、分類、外れ値、回帰など異常検知に応用可能な機械学習手法のなかから適切なものを適用することが重要となる。筆者らはこうした加工処理や機械学習手法を、各ソリューションに対して、共通的に適用できるようにした。

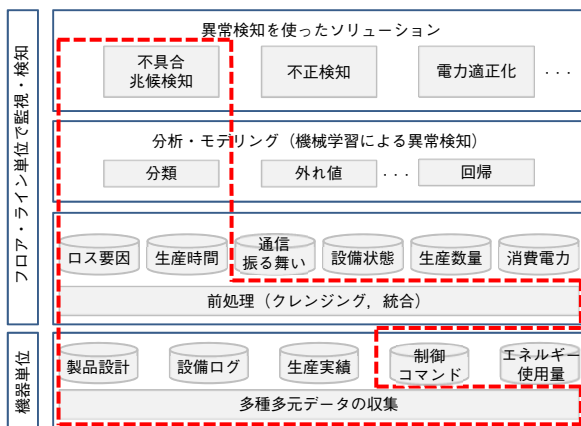
4. ソリューションへの適用事例

前章で示したアーキテクチャが多目的に利用できることを確かめるため、2.2節で述べた2つの要件に対して、既存の製造システムからデータを収集し、オフラインにて統合、分析を行うソフトウェアを試作し、製造内容の異なる2つの工場のデータを用いて検証した。

さらに、本アーキテクチャの展開例として、生産内容に応じた電力適正化への応用について考察する。

4.1 不具合兆候検知ソリューション事例

設備起因の稼働ロス低減に向けて、不具合の兆候検知に、本アーキテクチャを適用してデータを活用・分析した例を第5図に示す。



第5図 データ活用アーキテクチャの不調検知への適用例

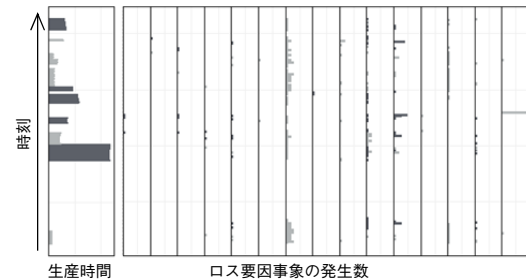
Fig. 5 Example of proposed architecture being applied for malfunction detection

今回、ラインを構成する複数設備から出力される設備単位の設備ログ、製品設計、生産実績のデータを収集し、ライン単位で統合を行い、ライン全体での生産時間、稼働ロスに関連する事象のみを抽出したロス要因データを生成する。これらを利用して、兆候判定に必要な特徴量を決定し、設備を構成するユニットの正常、異常を判定する分類モデルの構築を試みた。

(1) ラインの生産時間と稼働ロス要因の可視化

ライン全体の製造状態、稼働ロス要因を把握するため、ライン全体の生産時間と、ロス要因のデータをそれぞれ

の時刻を同期して可視化した例を第6図に示す。縦軸が時刻、横軸がライン全体の生産時間と各ロス要因事象の発生数である。複数設備からの属性の異なるデータを統合することにより、ライン全体の生産時間の遅延や、停止時間に影響している設備およびその事象を把握する。



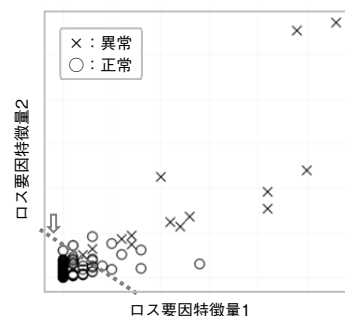
第6図 製造ライン全体の生産時間とロス要因事象の関係

Fig. 6 Total production time and events related to operation-loss in a manufacturing line

(2) 不具合ユニット検知

次に、稼働ロスに影響している設備を特定し、さらにその原因となっているユニットを特定するため、ロス要因データを用いて、設備を構成する多数のユニットのなかから、不具合兆候を示す異常ユニットを機械的に抽出することを試みた。

第7図に、異常ユニットを含む多数のユニットに対して、ロス要因データから得られる2つの特徴量1,2をユニットごとに抽出した例を示す。異常ユニットの特徴量1および特徴量2は、ともに正常ユニットのそれよりも、それぞれ相対的に高い値を示している。適切な特徴を抽出したうえで、例えば図中の点線を識別境界とすることで、異常ユニット候補を抽出できる可能性を確認した。



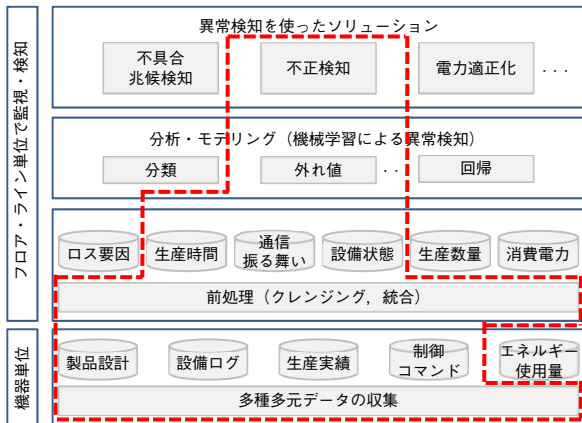
第7図 異常/正常ユニットの特徴量分布の例

Fig. 7 Example of feature values of units in abnormal/normal condition

4.2 不正検知ソリューション事例

次に、前述のセキュリティインシデントに起因する稼働ロス予防対策のため、産業制御機器を中心とした製

造・組み立てラインの不正検知に、本アーキテクチャを適用してデータを活用・分析した例を第8図に示す。



第8図 データ活用アーキテクチャの不正検知への適用例
Fig. 8 Example of proposed architecture being applied for fraud detection

前項同様、機器単位で収集した制御コマンド、設備ログ、製品設計データ、および、生産実績のデータに対して、クレンジング、統合を行い、フロア・ライン単位での製品設計データごとの通信振る舞い、設備状態、生産時間のデータを生成する。

これらを利用して、いつもと異なる通信の振る舞いを検知することに加え、製造ラインに近いところでは生産情報を活用した振る舞い検知により、統合的に不正なアクセスの有無を判定することを試みた。

〔1〕通信振る舞い検知

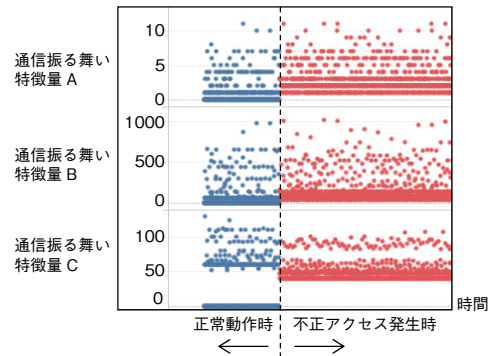
通信振る舞いデータから得られる数十次元の特徴量により、設備間の時系列的な正常な振る舞いを機械学習し、学習した正常な振る舞いからの外れ値が閾（しきい）値を超えている場合は不正な通信と判定する。

工場内ネットワークの通信振る舞いデータから得られる多次元の特徴量の一例を第9図に示す。正常動作時と不正アクセス発生時における3つの通信振る舞い特徴量A, B, Cを示しており、不正アクセス発生時には最小値が高くなるなど、特徴量の分布には違いがあることがわかる。このような多次元の特徴量を元に機械学習により、外れ値を抽出することで不正な通信を発見する。

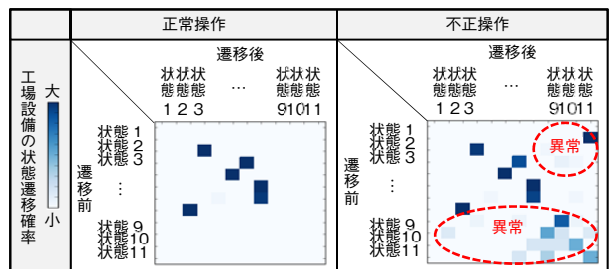
〔2〕生産設備情報型振る舞い検知

通信振る舞い検知だけでは、正常な通信手順のまま不正が行われる場合には不完全であるため、製造プロセスの情報をさらに活用した検知も併用する。製造ラインの正常な振る舞いを、生産設備の多次元時系列データからなる特徴量から学習し、そこから外れる場合は、不正な制御、イベントが発生したと判定する。

この特徴量を活用した不正検知の一例を第10図に示す。正常状態のときには、製造プロセスにおける状態遷移は特定の一部の遷移のみであるのに対し、生産設備に情報漏えい操作や想定外のコマンド操作などの不正な操作が行われた場合には、正常とは異なる遷移が発生していることがわかる。



第9図 通信振る舞いデータの特徴量を活用した不正検知例
Fig. 9 Example of fraud detection using features of data transmission



第10図 システム状態遷移を活用した不正検知
Fig. 10 Fraud detection using state transition of systems

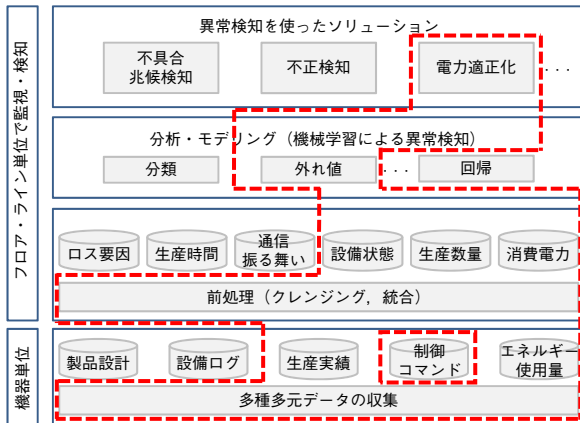
4.3 電力適正化へのエネルギーデータ活用

製造工場においては、稼働率向上に加え、コスト削減の観点からエネルギー消費も重要な指標となる。日々変化する製造内容に応じた消費電力の適正化を行うためには、工場ごとに異なるライン構成や、変動する生産内容に応じたルール作成は困難であるため、本アーキテクチャの有効な適用が期待できる。

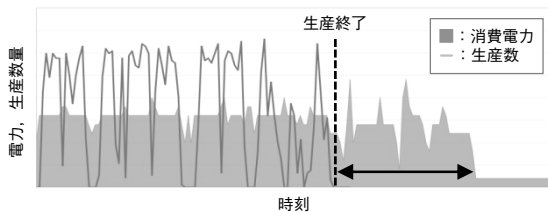
一例として、産業制御機器を中心とした製造・組み立てラインでの検討例を第11図に示す。製造ラインを構成する設備から出力されるエネルギー使用量や生産実績を収集・統合し、ライン全体で通常ではない振る舞いを抽出する。第12図に、あるラインを構成する複数設備の合計電力とラインでの生産数量の関係や生産終了後の待機電力検出の様子を示す。生産数が小さいにもかかわらず過大な電力消費がある場合の検出や、通常発生しない突出した電力消費の検出などをフィードバックすることで、

稼働時の電力適正化に向けた活用が期待できる。

各生産設備の設備状態や生産数量に、消費電力のデータを加えて、外れ値検知などの機械学習を適用することにより、生産量の観点で電力利用の非効率な時間や場所を機械的に抽出する電力適正化ソリューションとして展開していく。



第11図 電力適正化に向けたデータ活用アーキテクチャ展開例
Fig. 11 Example of proposed architecture being applied for electricity moderation



第12図 製造・エネルギーデータ連携による改善箇所抽出例
Fig. 12 Areas wherein power consumption could be reduced

5. まとめ

本稿では、IoT化された工場における稼働率のさらなる向上に向けた、(1)設備起因の稼働ロス低減、(2)セキュリティ起因の稼働ロス予防の要件を示し、工場の多種多様な稼働データを体系的に統合・蓄積したうえで、機械学習による異常検知を適用する分析アーキテクチャを提案し、具体的ソリューションへの適用例を示した。

今後、より多種多様なデータの活用や、各種工場に広く展開可能であることを、複数の工場においてさらなる実験を行い、確認していく予定である。

参考文献

[1] 経済産業省, “2016年ものづくり白書,” <http://www.meti.go.jp/report/whitepaper/mono/2016/html/index.html>, 参照 Oct.25, 2017.

[2] 今井伸一 他, “ナノスケール半導体デバイスにおけるヴァーチャルメトロロジー技術を用いた最先端製造技術の実用化,” パナソニック技報, vol. 55, no. 3, pp.42-47. 2009.

[3] (独) 情報処理推進機構, “重大な経営課題となる制御システムのセキュリティリスク,” <https://www.ipa.go.jp/files/000044733.pdf>, 参照 Oct.25, 2017.

[4] 中嶋清一 他 (監), 生産革新のための新・TPM展開プログラム 加工組立編, 日本プラントメンテナンス協会 (編), (株) JIPMソリューション, 東京, 1992.

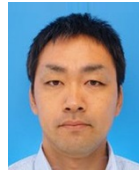
[5] Eric D. Knapp, et al., Industrial Network Security, Second Edition, Syngress, Massachusetts, 2015, pp.9-39.

[6] 奥村隆洋, “スマートハウスにおける電力変動からの不正アクセス検知の検討,” 第12回情報科学技術フォーラム講演論文集, vol. 12, no. 4, pp. 87-90, 2013.

執筆者紹介



樋口 裕一 Yuichi Higuchi
オートモーティブ&インダストリアルシステムズ社 技術本部
Engineering Div.,
Automotive & Industrial Systems Company



天野 博史 Hiroshi Amano
オートモーティブ&インダストリアルシステムズ社 技術本部
Engineering Div.,
Automotive & Industrial Systems Company



清水 太一 Taichi Shimizu
オートモーティブ&インダストリアルシステムズ社 技術本部
Engineering Div.,
Automotive & Industrial Systems Company



厚田 鳴海 Narumi Atsuta
パナソニック スマートファクトリーソリューションズ (株)
Panasonic Smart Factory Solutions Co., Ltd.



井田 雅夫 Masao Ida
オートモーティブ&インダストリアルシステムズ社 メカトロニクス事業部
Electromechanical Control Business Div.,
Automotive & Industrial Systems Company



多鹿 陽介 Yosuke Tajika
オートモーティブ&インダストリアルシステムズ社 技術本部
Engineering Div.,
Automotive & Industrial Systems Company
博士 (情報学)