

設備データ収集基盤構築と収集データ活用状況

Development of Equipment Data Collection Infrastructure and Utilization Status of Collected Data

竹田 大* 三宅 恭平*
Masaru Takeda Kyohei Miyake

Abstract

In the manufacturing industry, issues such as a shrinking labor force, shortage of skilled technicians, and the need to achieve carbon neutrality are becoming increasingly critical. To address these challenges, our company has actively promoted the development of smart factories by utilizing the Internet of Things (IoT) and Artificial Intelligence (AI). As part of this initiative, we have established an IoT platform that enables the real-time collection, storage, and utilization of equipment data across the production site. This paper presents case studies on predictive maintenance, energy efficiency improvement, and digital workforce development based on the collected data, and discusses the remaining challenges and future directions for further advancement.

1. はじめに

近年、製造業は労働人口の減少、熟練技術者の退職、カーボンニュートラル対応といった課題に直面している。Internet of Things (IoT)やArtificial Intelligence (AI)を活用したスマートファクトリー化が解決策の一つとして期待される一方、多くの現場では設備が多様で、通信プロトコルやデータ収集周期が統一されていない。このため、設備ごとに専用ゲートウェイや変換器の設置、設備改造が必要となり、コスト面から横断的なデータ活用が困難であった。その結果、作業者の暗黙知に頼る生産・保全が主流となり、しきい値管理や傾向分析ができず、突発的な生産停止が課題となっていた。

この背景から、多様な設備からデータをリアルタイムに収集・活用するための「設備データ収集基盤」を構築した。本稿では、本基盤の設計思想から構築事例、そして収集データを活用した価値創出の現状を報告する。

2. データ収集における課題

当社の製造プロセスは、溶解、精錬、鋳造、圧延、鍛造を経て特殊鋼製品を生産している。これらの工程は高温の材

料を扱う過酷な環境下にあり、導入から30年以上が経過した老朽設備も多数稼働しているのが特徴である。従来、製品品質に直結するデータはオンライン収集していたが、操業・設備状態データについては、次に示す構造的な課題により、その収集は限定的であった。

第一の課題は広大な敷地を網羅するネットワークインフラの不在である。第二に、膨大な時系列データを保存するサーバー能力の不足である。これらの課題から、可搬型や小規模のデータロガーを用いたオフラインでのスポット的な収集が主流であった。しかし、この手法には以下の問題点があった。

- ・原因究明の妨げ：問題発生後のデータ収集では事象が再現せず、原因特定が困難であった。
- ・過大な工数：データロガーの設置から分析までに、多大な時間と労力を要した。
- ・データの分断：データが分散管理され、工程横断的な分析やトレーサビリティ確保が困難であった。

これら問題点へ対策としてスマートファクトリー化が有効である。

3. 設備データ収集基盤の構築

3. 1 設計思想

スマートファクトリー化に向け、3段階のステージマップを定義した (Fig. 1)。まずは個別の課題解決を目指す Stage1 に注力し、これを Step1 計測・データ化、Step2 収集・蓄積、Step3 分析・予測、Step4 制御・最適化の4ステップに細分化した。本基盤構築は、この Step1 および Step2 に相当する。

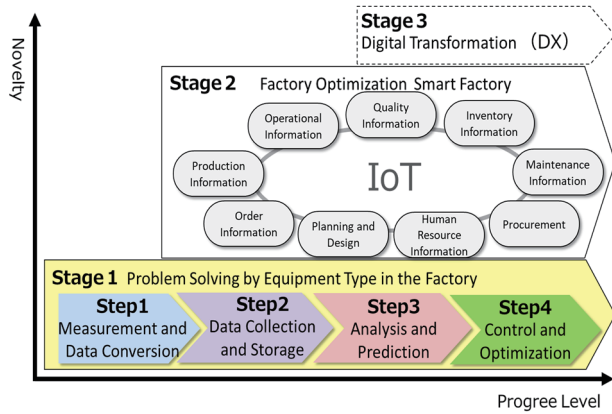


Fig. 1. IoT Stage Map.

3. 2 基盤全体の構成と特徴

Fig. 2 に示す階層型アーキテクチャを標準モデルとして確立した。現場の Programmable Logic Controller (PLC) 等からデータを収集する L1-L2 (生産設備・接続層)、データの前処理を行う L3 (エッジコンピューティング層)、データを Database (DB) サーバーに長期蓄積する L4-L5 (接続・蓄積層)、そして技術担当者がデータを活用する L6 (サイバー層) で構成される。

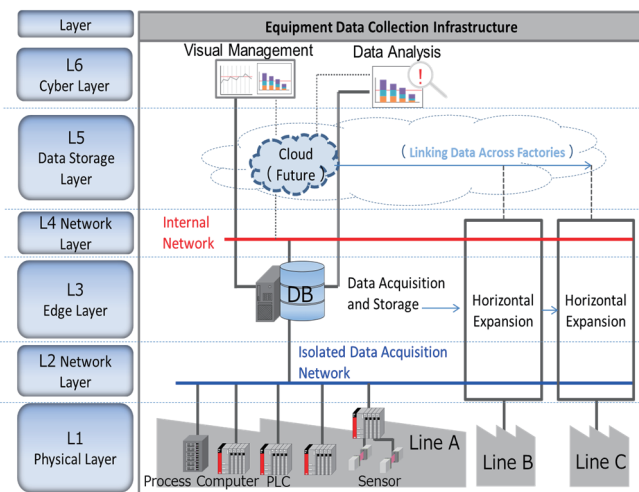


Fig. 2. IoT Platform System Architecture.

この標準モデルに基づき、知多工場では PLC・Personal Computer (PC) 約 250 台から合計 12 万項目のデータを 10ms ~ 1s 周期で収集する大規模基盤を構築した。その結果、設備データの収集能力は、Fig. 3 に示す通り飛躍的に向上し、課題解決の迅速化や故障予兆の検知が可能となった。

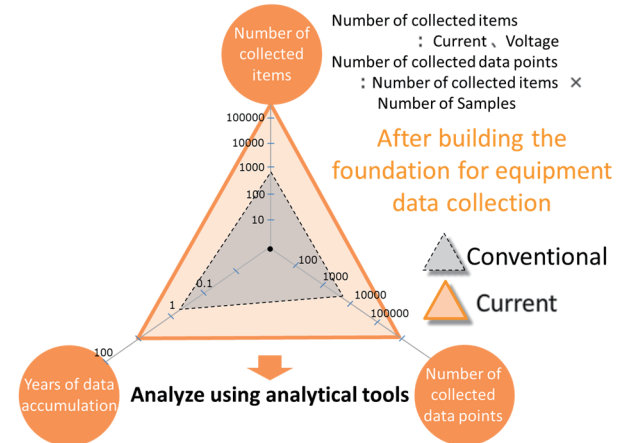


Fig. 3. Data acquisition capability.

3. 3 無線ネットワークの活用

広大な敷地に点在する屋外ユーティリティ設備のデータ収集をすべて有線で行うことは、コストの面で現実的ではなかった。そこで、通信範囲が広く低コストな Low Power Wide Area (LPWA) 無線ネットワークを構築した (Fig. 4)。これにより、34 万 m² のエリアを 11 箇所のアクセスポイントでカバーし、これまで困難であった屋外設備のデータ収集を実現した。

Wireless communication devices were deployed throughout the entire Chita West Plant.

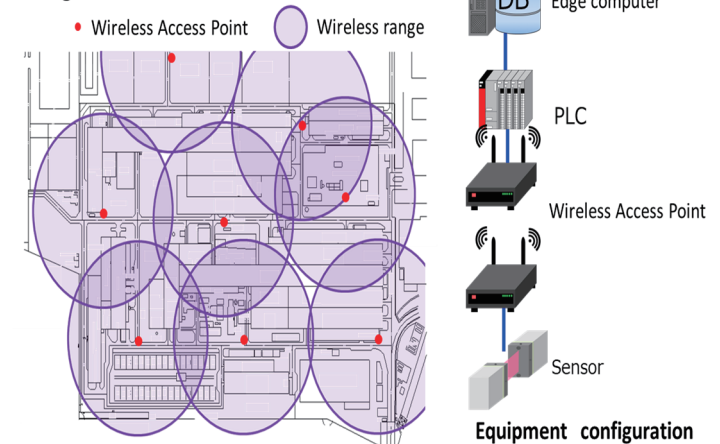


Fig. 4. Wireless network communication range.

4. 収集データの活用

収集データを品質向上、設備保全、省エネルギーに活用した事例、及び収集データを活用していくためのデジタル人材育成について以下に示す。

4. 1 品質向上

構築した設備データ収集基盤は、製品の品質向上にも大きく貢献している。従来は品質不良が発生した後にスポット的なデータ収集を行っていたため、事象が再現せず根本原因の特定に至らないケースが起きていたが、本基盤の活用により、製造プロセス全体のデータを常時収集・分析することが可能となり、品質不良の真因追求や製造条件の安定化に向けた取組が加速している。

圧延工程では、オペレーターの経験といった暗黙知に依存する作業が多く、これが品質のばらつきを生む一因となっていた。そこで設備データ収集基盤を活用して、暗黙知を形式知化するための取組が進められている。その一事例である表面きず等の不良率低減の取組を紹介する。製造条件をセンサで常時監視し製品情報と紐づけたことで、表面きず発生時の製造条件の確認が可能となり、表面きず発生時の真因（圧延ロールの潤滑不足など）を迅速に特定し、恒久対策を講じることが可能となった。これにより、不良率の低減とオペレーターの負担軽減を同時に実現した。

4. 2 設備保全

設備保全では、収集データを活用することで、人間の感覚や記憶に頼った保全に比べて、Time To Repair (TTR) 短縮や真因追求および恒久対策のスピードが大きく向上した。また、データを統計的に分析することやAI活用により、設備の状態を定量的に観ることで、傾向管理が可能となった。その一例を紹介する。

4. 2. 1 動作時間および積分電流による傾向管理

設備の動作時間、積分電流値が正常時のばらつき範囲を基にしたしきい値に収まっているか否かで傾向管理する。時系列データから設備の機能ごとの動作時間および積分電流値の平均および標準偏差を計算し傾向管理することで、従来のしきい値による手法で検知できなかった微細な変化を検知することができる。特に動作時間の監視は運転信号から計算できるため、センサ不要で多数の設備に展開可能である。Fig. 5 は連続鋳造トランスファーカー設備の構造、Fig. 6 はそれらへ先述の管理手法を適用した例で、材料重量

による電流と動作時間のばらつきを示したものである。フックで材料を持ち上げる、横送り搬送するという2つの機能を有する設備である。材料重量によるばらつきを無くすため、材料を搬送し終えてホームポジションに戻るタイミングのデータで演算し傾向管理している。

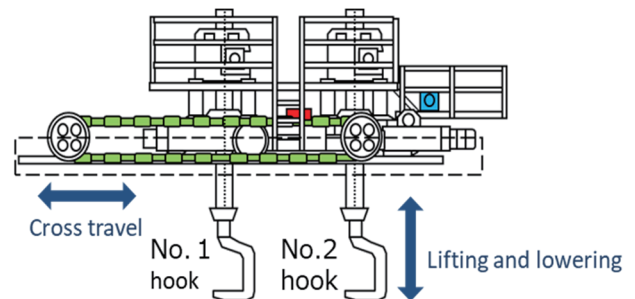


Fig. 5. Transfer Car Structure.

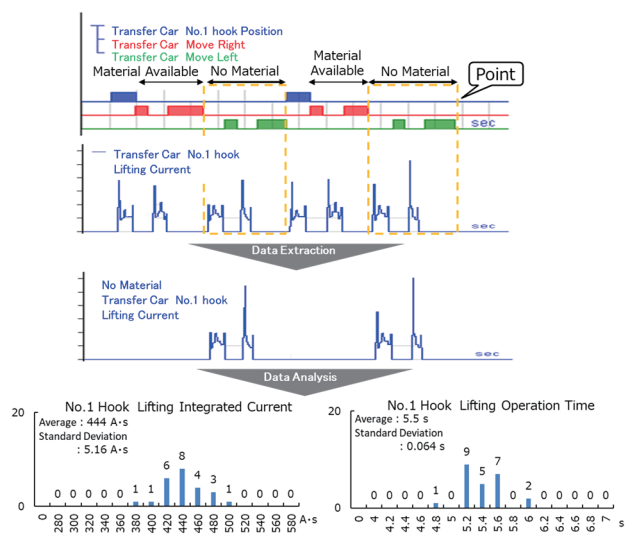


Fig. 6. Trend Management Based on Operating Time and Integrated Current Value.

4. 2. 2 時系列異常検知AI

設備データ収集基盤は Application Programming Interface (API) や Open Platform Communications - Unified Architecture (OPC-UA)、DB など様々なインターフェースで他システムと連携が可能で、「時系列異常検知基盤 AS-TSAD」（詳細は本技報「時系列異常検知基盤の開発」を参照）と連携することで、リアルタイムに設備やプロセス異常を検知できる仕組みを構築した。本基盤は、設備センサから得られる温度、振動、圧力といった様々な時系列データをAIが常時監視し、通常とは異なるパターンを検知して異常の兆候を捉えるシステムである。これにより、熟練保全技術者の五感でも捉えきれないような設備の微細な変化を検知

し、故障が発生する前にメンテナンスを行う、より高度な予知保全の実現を目指している (Fig. 7)。

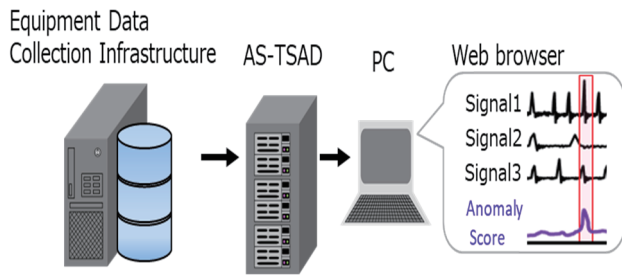


Fig. 7. Integration with time-series anomaly detection Application

4. 3 省エネルギー

設備データ収集基盤では、各種操業データと合わせて、電力や燃料などのエネルギー使用量データも収集している。既に数百点に及ぶデータを収集しており、Business Intelligence (BI) ツールと連携することで、時間・日・週・月・年単位のエネルギー使用量を迅速に把握し、エネルギー増加の原因究明や改善策の立案に役立てている。

4. 4 デジタル人材の育成

設備データ収集基盤という強力なツールを全従業員が使いこなせるよう、人材育成にも注力している。特に、2024年4月から開始した技術担当者向けのハンズオン教育は、座学ではなく、実際の業務データを使いながら分析手法を学ぶ実践的な内容とした。その結果、教育受講者は約100名に達し、効果指標である設備データ収集基盤の月間アクセス数およびユーザー数は共に顕著な増加を示した。教育を通じてデータ利活用の裾野を広げることができた (Fig. 8)。

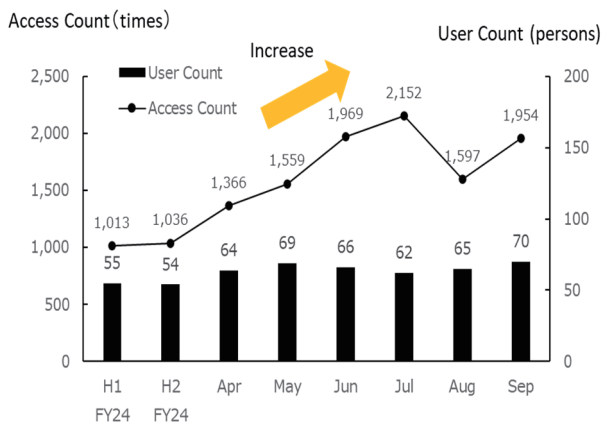


Fig. 8. Trends in Equipment Data Collection Infrastructure Access Users and Access Counts

5. おわりに

5. 1 まとめ

多様な設備が混在する製造現場において、標準モデルをもとに大規模な設備データ収集基盤を構築し、これまで活用しきれなかった膨大な時系列データをリアルタイムに収集・蓄積する環境を整備した。この基盤を活用することで、データに基づく保全の高度化、ビッグデータ分析による真因究明の迅速化、リアルタイム計測による製造条件の安定化など、具体的な成果を創出しつつある。本基盤は、当社のDigital Transformation (DX) 推進を加速させるための揺るぎない根幹となっている。

5. 2 今後の課題と展望

この取組を通じて、克服すべき新たな3つの課題も明確になった。第一に、データ分析の効率を上げるためのデータ名称や単位の全社的な規格化と、データの品質を維持する仕組みの構築。第二に、収集データの更なる活用のため、製造・設備の知識に加え、機械学習などの高度な分析手法を駆使できる専門人材の計画的な育成。第三に、工場ネットワークのオープン化や将来的なクラウド活用を見据えた、サイバー攻撃のリスクに対するセキュリティ対策の強化、である。

今後の展望として、先の3つの課題に取組、新規計測データを追加・連携・紐付けすることで、Stage2「工場全体の最適化 (スマートファクトリー)」の実現を目指す。最終的には、これらのデータ活用から得られる新たな知見を通じて、顧客への提供商品の価値を向上させ、持続的な企業競争力の強化に取組んでいく。