

溶接条件見える化・AI異常検知システム開発

Visualization of Welding Conditions・AI Anomaly Detection System Development

大嶋 浩平^{*1} 大嶽 舜^{*2} 寺田 侑司^{*2}
Kohei Oshima Shun Otake Yuji Terada

*1 トヨタL&Fカンパニー生産技術部 *2 ITデジタル推進部

1 溶接条件トレサビリティシステムの構築

1.1 はじめに

近年、品質に対してお客様の不安が広まっており、安心・安全な製品の提供が強く求められている。また、世の中の急速なデジタル化が進んでいるなか、工場内の溶接工程における条件管理は抜取りで1回/2週のアナログメータ目視確認が実施され、チェック結果は紙で保存されているが、溶接不良が発生した際にどのような条件で製作されたか抜取りの代表値でしか確認できなかった。

このためデジタル機器による測定にて、製作されたワーク全てのプロセスデータを収集することでトレサビリティの確保、有事の際の迅速な原因分析、不具合発生を検知および通知が必要と考えた。また、データ収集から保存までを自動化できるシステムを実現する。図1は、現状の業務フローおよび改善後のフローを示す。



図1 現状の業務フローおよび改善後のフロー
Fig.1 Current Workflow and Improved Workflow

1.2 システム概要

溶接条件トレサビリティシステムの構成は図2に示すようなシステムから構成される。本章では

これらのシステム構成の概要を示す。

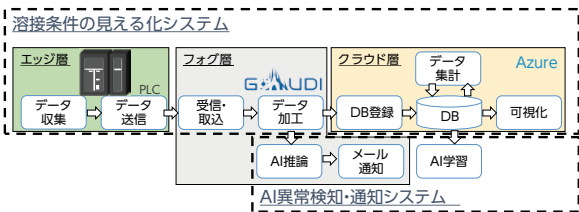


図2 溶接条件トレサビリティシステム構成図
Fig.2 Welding Condition Traceability System Configuration Diagram

1) 溶接条件の見える化システム

溶接のプロセスデータを可視化し、分析することを目的とする。本システムは以下の機能で構成される。

- 1) データ収集・送信機能
データを収集してFog Gate Way(セキュリティ担保のためのサーバ、以降FGWと呼ぶ)にデータを送信
- 2) 受信・取込機能
データを受信しシステムに取込み
- 3) データ加工機能
データに生産情報を付与
- 4) DB(Database)登録機能
DBにデータを登録
- 5) データ集計機能
電流、電圧の平均値など計算してDBに登録
- 6) 可視化機能
DBのデータをグラフ化

2) AI異常検知・通知システム

DBに蓄積されたデータを活用し、溶接波形の異常をリアルタイムで検知してメール通知を行うシステムを構築する。本システムは以下の機能で構

成される。また本システムの処理イメージを図3に示す。

- (1) AI学習
DBに蓄積されたデータから学習モデルを作成
- (2) AI推論
学習モデルと溶接プロセスデータから異常をリアルタイムに判定
- (3) メール通知
異常判定となった場合はメールで通知

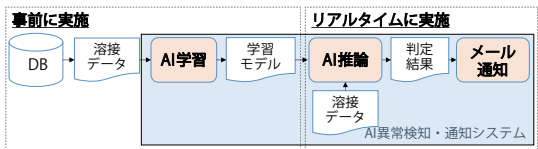


図3 システム処理イメージ
Fig.3 System Processing Image

2 溶接条件の見える化システム

2.1 データ収集

データ収集の項目としては、アンドン統括盤(生産ラインの実績データを管理する制御盤)から取得する生産情報と設備から取得するプロセス情報があり、エッジ層に設置したPLC(Programmable Logic Contoller)にて2つの情報を紐づけて取得している。表1にデータ収集項目一覧を示す。

それにより、検索する際に生産情報を検索条件として使ってプロセス情報を表示し、分析できるようにデータを収集している。収集したデータはFGWを通じてクラウドのDBに保管し可視化機能でグラフ化する。

表1 データ収集項目一覧
Tabel.1 List of Data Collection Items

生産情報		プロセス情報	
項目	型	項目	型
年月日	日付	電流値 (A)	整数
時間	時間	電圧値 (V)	整数
設備マスタ	文字		
ユニークNo	文字		
品質情報	整数		

2.2 画面作成

画面作成では、はじめに画面仕様書(画面レイアウト、表示内容、使用データの詳細)を作成し、完成

イメージを関係者と共有した。データセットの準備はITデジタル推進部、溶接条件見える化画面の作成をトヨタL&Fカンパニー生産技術部が担当した。画面は、PBI(PowerBI)を用いて、上段に生産情報の検索条件、下段にプロセス情報(電流、電圧の波形グラフおよび平均値、溶接時間)を表示した。図4に実際に作成した溶接条件見える化画面を示す。

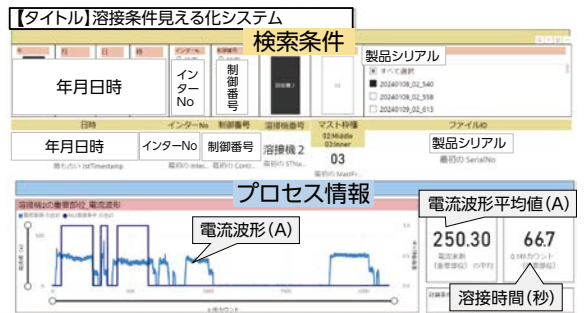


図4 溶接条件見える化画面
Fig.4 Visualization Screen of Welding Conditions

2.3 画面評価

作成したPBI画面をトヨタL&Fカンパニー生産技術部の有識者およびトヨタL&Fカンパニー製造部の活用部署に説明し、改善点のヒアリングを実施した。改善点としては溶接波形を重ねて比較できること、溶接条件を管理している部位(以降重要部位と呼ぶ)を特定できること、重要部位ごとの平均電流の推移を確認することで傾向管理できること、などの意見が挙げられた。

2.4 改善画面作成

重要部位のみの電流値を計算するため溶接設備から送られる信号を用いる。重要部位を特定できるよう矩形波を表示した。図5の例では実際の電流実測値および5か所の重要部位を表示する。

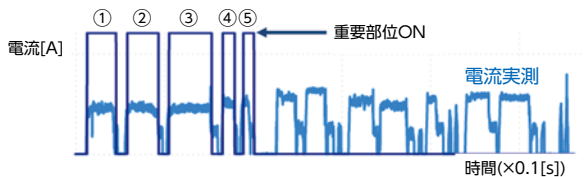


図5 電流波形と重要部位矩形波グラフ
Fig.5 Current Waveform and Critical Area Rectangular Wave Graph

重要部位毎に電流値を計算するロジックを構築して、重要部位毎の平均値を計算し、溶接条件の見える化システムの画面に追加した。

実際に改善した部分の画面を図6に示す。

選択した溶接波形の比較や重要部位の特定、および平均電流の推移を見える化することで傾向管理に活用できるようになった。

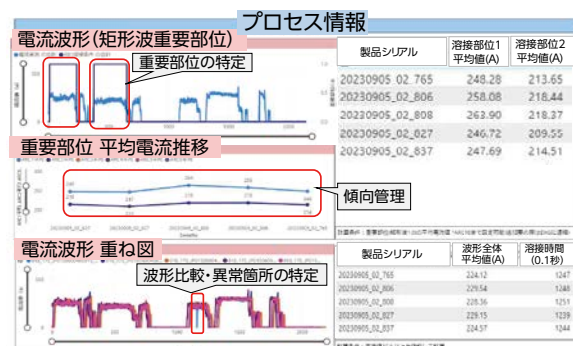


図6 改善部PBI画面
Fig.6 Improved Section Power BI Screen

3 AI異常検知・通知システム

3.1 AI異常検知手法

本事例では波形全体を監視し、発生するタイミングが未知の異常も検出できるようにするため、異常検知の手法としてAutoencoder^[1]を利用した。

Autoencoderは異常検知等に活用される手法である。入力されたデータを圧縮することにより特徴を抽出し、抽出した特徴を基に復元できるよう学習する(図7)。これにより、学習データと同じ傾向のデータは復元できるが、学習データから傾向が変化したデータは復元できない。

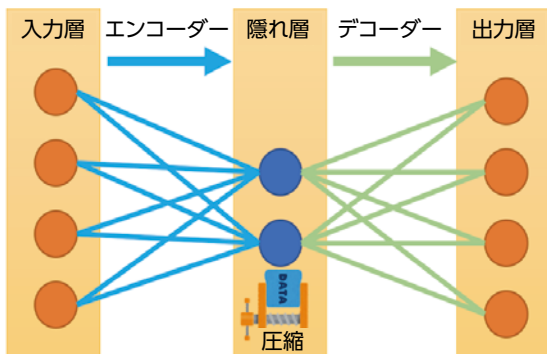


図7 Autoencoder手法イメージ
Fig.7 Autoencoder Technique Image

この性質を活用し、入力された波形データとAutoencoderによって出力された波形データとの差分を検出することで、異常の発生および発生箇所を特定することができる。

技術の検証のため、2022年4月～6月の合計285データを利用し、Autoencoderの学習・異常波形の検知を行った。

結果として、図8のような異常波形を見つけることができた。正常波形では誤差が少ないが、異常が発生したタイミングでは大きな誤差が発生している。

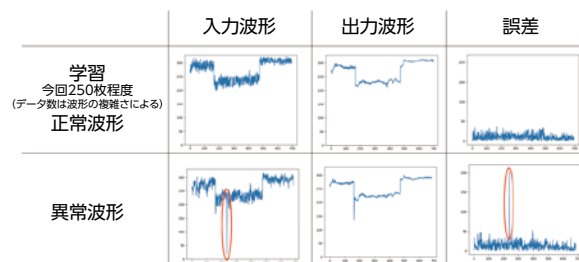


図8 Autoencoder異常検知イメージ
Fig.8 Autoencoder Anomaly Detection Image

3.2 AI異常通知

リアルタイムに異常検知を行うため前述の技術検証の結果から学習モデルを作成し、AI推論機能を構築した。学習モデルと設備データからリアルタイムに異常判定を行い異常の場合はメールで通知する。異常判定には入力波形と復元波形の誤差の最大値を利用し、設定したしきい値(100A)を上回る誤差が発生した波形を異常と判定した。

メールには「設備名称」、「製品シリアル」、「溶接条件の見える化システムのURL」、「復元波形との誤差」が記載されており、メール受信者は溶接条件の見える化システムを用いて異常波形を即時に確認ができる。図9に実際に通知されるメールを示す。

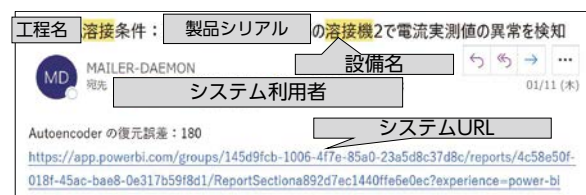


図9 通知メール
Fig.9 Notification Email

3.3 異常検知システム評価

前述のAI異常検知のシステムを1機種(全226機種中)の波形検知へ導入し、期間を3か月(2022年12月20日～2023年3月21日)に設定して評価を実施した。結果として、254件のワークに対して正常が230件、異常パターン①(溶接開始のタイミ

ングが大きいくずれている)が5件、異常パターン②(電流値が急に下がっている)が19件確認できた(図10)。

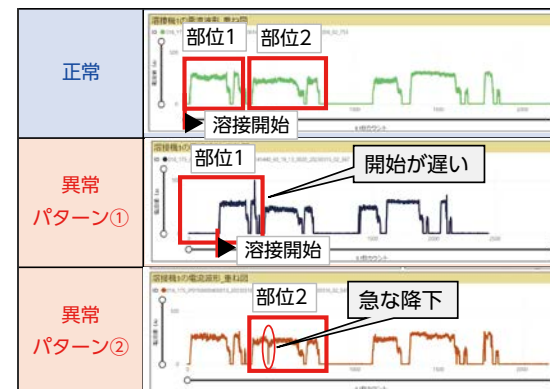


図10 異常検知 電流波形例
Fig.10 Anomaly Detection Example of Current Waveform

4 まとめ

4.1 結果まとめ

今回の取り組みにて、溶接条件の見える化システムでは、生産情報と溶接条件のプロセスデータの自動収集および見える化を実施した。条件の傾向管理のため、重要部位の平均値推移、異常の場所特定のため波形の重ね図をPBIにて作成した。

AI異常検知・通知システムでは、電流波形のデータ分析を可能とし、いつもと違う波形について、AI異常検知機能およびメール通知を実装し、評価を実施した。

4.2 課題

データ上では、いつもと違う波形について異常を検知することができたが、溶接品質との比較・分析が実施できていない。今後、実ワークの品質データが必要となる。また、実ワークの品質データの取得方法や品質に影響するプロセス情報のさらなる洗い出し、影響因子の複合的な分析方法の確立が課題である。

4.3 今後の進め方

AI異常検知・通知をトリガにして実ワークの品質を確認し、実際に品質異常があるかを確認する必要がある。現状は現物確認に行き、写真や測定器による手動での品質確認を実施する必要がある。

実ワークの品質データ収集には工数がかかるため、自動で品質データを取得する方法の確立に取り組む。

参考文献

- [1] 豊田自動織機技報 2022.11 No.73
技術解説『AIを活用した良品条件探索と変化点検知の自動化』

著者紹介



大嶋 浩平 大嶽 舜 寺田 侑司