

時系列異常検知基盤の開発

Development of time series anomaly detection platform

大島 亮太*
Ryota Oshima

村瀬 博典*
Hironori Murase

Abstract

In the manufacturing industry, there is significant demand for Artificial Intelligence (AI) applications, including predictive maintenance. However, when trying various AI methods and developing systems for individual projects, there were problems such as time-consuming setup of development environment and coding tasks, as well as increased maintenance costs. To address these problems, we are developing AS-AIs, a data utilization platform that can be shared and utilized across projects. As one of the components of AS-AIs, we developed AS-TSAD, an AI-enabled time series anomaly detection platform. In AS-TSAD, users can access preprocessing and AI functions through a browser-based user interface. We confirmed that AS-TSAD can successfully detect anomalies in actual equipment data.

1. はじめに

近年、分野を問わず機械学習 (Machine Learning)、人工知能 (AI: Artificial Intelligence) に関連する技術が適用されている。製造業においては、製品検査や予知保全、生産計画の最適化などに AI が活用されている。当社においても、残材有無の判定^{1), 2)}や鋼材検査における波形分類³⁾への活用、外観検査の高速化技術の検討⁴⁾などに取り組んできた。

現在当社では、より迅速かつ幅広い AI 活用を実現するために、データ活用基盤 (AS-AIs: Aichi Steel AIs) の開発を進めている。AS-AIs の構成要素の1つとして、AI を活用可能な時系列異常検知基盤 (AS-TSAD: Aichi Steel Time Series Anomaly Detection) を開発した。本報告では、AS-AIs / AS-TSAD の開発背景や特徴、今後の取り組みについて紹介する。

2. 背景

2. 1 従来の取り組みにおける課題

当社では、様々な工程・設備への AI 活用を進めてきた。しかし、プロジェクトごとに手法の検討、システムの開発を実施してきたため、

- (1) 検証を実施するために必要な開発環境構築やコーディングに時間がかかり、検証が困難
 - (2) 複数プロジェクトで類似のコードを書くことによる、開発工数の無駄
 - (3) プロジェクト数に比例して、保守コストが増加
- という3つの課題が存在していた。

2. 2 課題解決の方針

先述の課題に対して、AI を活用するプロジェクトにおいて共通利用可能な基盤を開発することで、以下に示すように課題解決が可能になると考え、データ活用基盤 AS-AIs の開発を進めている。

- (1) 基盤上のユーザーインターフェース (UI: User Interface) から検証が容易
- (2) 基盤へのコード集約による、開発工数の効率化
- (3) 基盤に保守対象を集約し、保守コストの低減

AS-AIs でターゲットとする対象を Fig. 1 に示す。個々の効果が小さい場合でも類似ニーズが多ければ、全体で大き

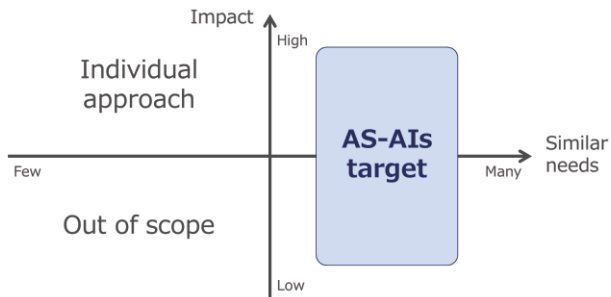


Fig. 1. Targeting strategy of AS-AIs.

く効果を得ることができるため、効果の大小にかかわらず類似ニーズが多いものをターゲットにしている。なお、当社に限らず類似ニーズが多いものは、市販でも製品・サービスが提供されている可能性があるため、そのような場合はそれらの活用も検討する。また、効果は大きい類似ニーズが少ないものは、従来通り個別に取り組んでいく。

類似ニーズが多い例の1つとして、時系列データの異常検知が挙げられる。時系列データの異常検知とは、Fig. 2に示すように、時系列データの中から規則性の外れた箇所、異常箇所を探すタスクを指し、製造業においては、予知保全などへの活用が期待される。具体的には、設備の故障前にメンテナンス等の対応をすることで、突発的な設備故障による損失を防止できる。当社も含めて製造業では、数多くの設備が存在しており、予知保全のニーズは多岐にわたる。そのため、AS-AIsの構成要素の1つとして、AIを活用可能な時系列異常検知基盤AS-TSADを開発することとした。

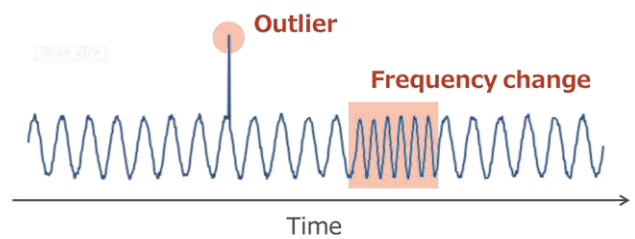


Fig. 2. Schematic diagram of time series anomaly detection.

3. 時系列異常検知基盤AS-TSAD

3. 1 AS-TSADの機能・特長

AS-TSADでは、時系列データの異常検知を実現するために、社内の設備データ収集基盤（詳細は本技報「設備データ収集基盤構築と収集データ活用状況」を参照）からデータを取得する「データ取得機能」、データの加工を行う「前処理機能」、データの異常の度合いを表す異常度の算出を行う「AI機能」、上記3つの機能を自動で実行する「自動実行機能」を社内ユーザーに提供している。

Fig. 3にAS-TSADの概要を示す。社内ネットワークに接続したユーザーは各機能をブラウザ上で利用・設定することができる。まず、データ取得機能では、取得する期間や取得間隔（例：1分ごとの平均値を取得）などを指定し利用できる。次に、前処理機能では、AIを利用する際に必要になることの多い標準化や、欠損値・外れ値の除外、2つの異なる時系列データ間の四則演算、移動平均の算出などを組み合わせて利用することが可能である。AI機能では、k近傍法（KNN: K-nearest neighbors）⁵⁾などの手法が利用できる。

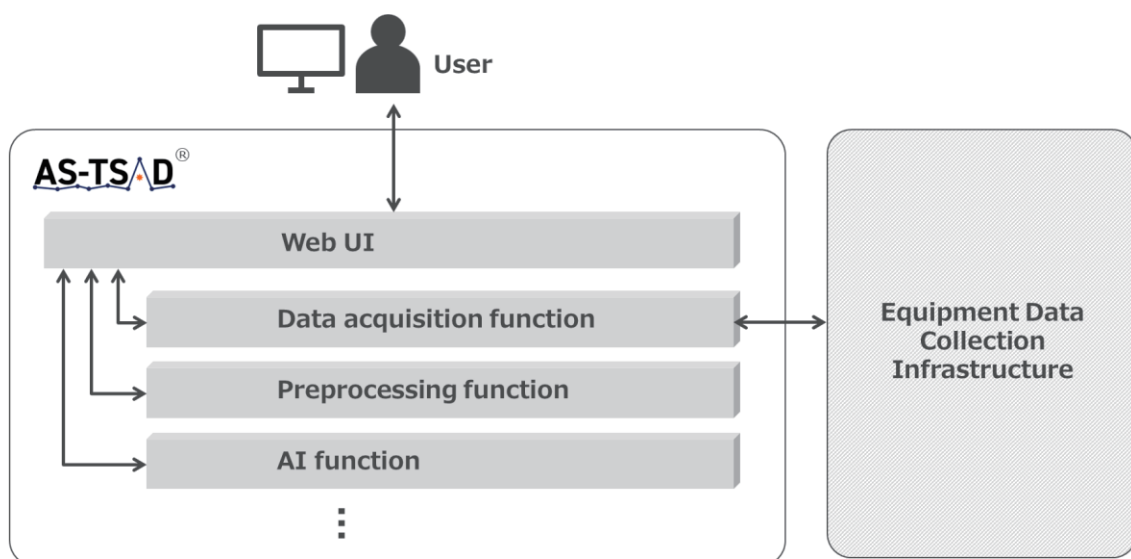


Fig. 3. System overview of AS-TSAD.

さらに、自動実行機能に関しては、実行頻度やアラートの設定が可能である。ユーザーは、異常検知を実施したい対象ごとに、ブラウザ上で適切な前処理・AI を試行錯誤により選定し、自動実行の設定を行う。

なお、データ取得機能などは Web API (Application Programming Interface) として実装されており、外部システムとの連携にも対応している。また、社内開発のためユーザーからのフィードバックを柔軟に反映することが可能であり、2024 年 12 月に全社公開してから 1 か月～2 か月に 1 回の頻度でバージョンアップを実施している。

3. 2 AS-TSAD の活用事例

代表的な例として「サイクルタイムを活用した異常検知」「相関関係の崩れ検知」の取り組みを紹介する。

3. 2. 1 サイクルタイムを活用した異常検知

一連の動作を周期的に繰り返す設備においては、サイクルタイムを活用した異常検知のニーズがある。具体的には、通常時のサイクルタイムと比較して長くなった場合にアラートすることで、設備メンテナンスなどの必要な対応を実施可能にすることが求められている。ここでは、1 サイクルで複数回のプレスを行う設備のデータに対して、サイクルタイムの算出が可能か検証を実施した取り組みの概要を示す。

Fig. 4 に検証対象の設備電流値の時系列変化を示す。1 つ

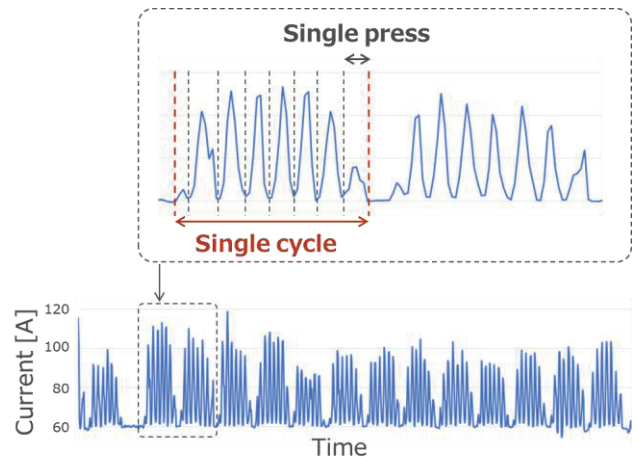


Fig. 4. Time series change of press machine current.

のピークが 1 回のプレスに対応しており、1 サイクルは複数のピークで構成されている。また、1 サイクル内で電流値の変動幅が大きく、単純な閾値ではサイクルごとの分離は困難であることが分かる。

検証結果を Fig. 5 に示す。前処理として、短期的な変動の激しさを捉えるために電流値から移動標準偏差を算出し、二値化によるサイクルごとの分離により、サイクルタイムの算出を実施した。算出されたサイクルタイムに対して閾値を設定することで、今回の要件は満たすことができるため、AI は利用しなかった。一部サイクルの分離ができていない箇所がある (Fig. 5: 赤破線枠) が、大まかな傾向を捉えることができることを確認した。

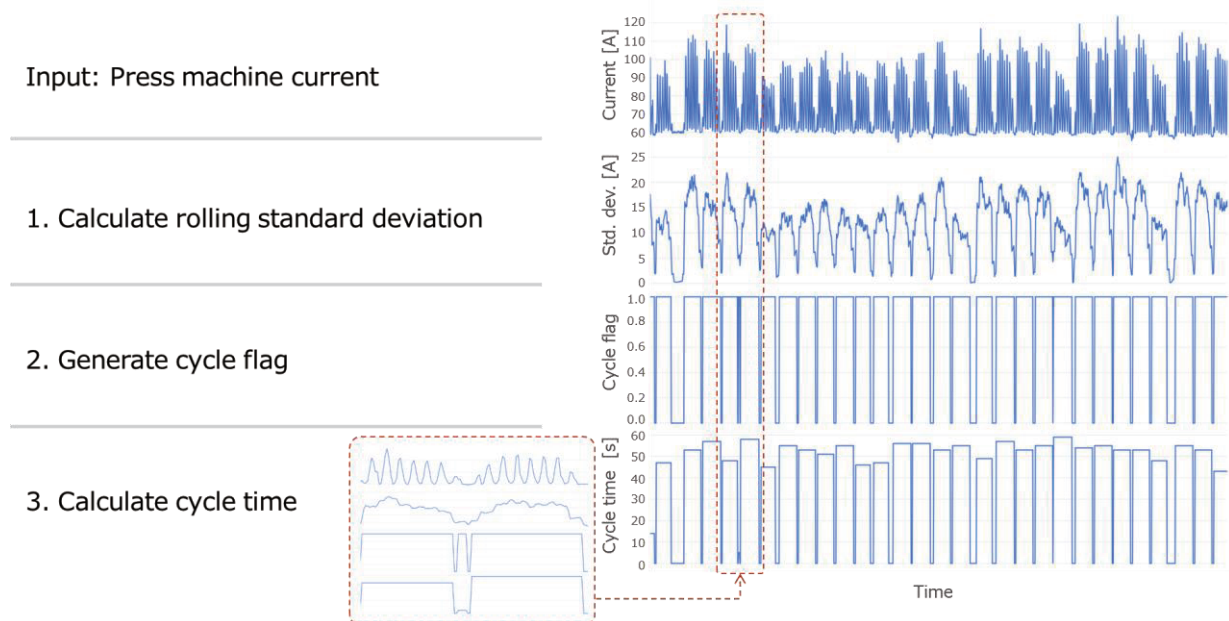


Fig. 5. Preprocessing flow and cycle time calculation results.

3. 2. 2 相関関係の崩れ検知

設備データにおける典型的な異常パターンの1つとして「正常時の時系列データ間の相関関係が、異常時に崩れる」ことが挙げられる。ここでは、「時系列データ間で同程度の値をとるが、低頻度で異なる値をとる」設備データを選定し、想定した異常パターンの検知可能性について検証を実施した取り組みの概要を示す。

Fig. 6に検証対象の設備電流値の時系列変化を示す。電流値間で同程度の値をとるが、低頻度で異なる値をとること (Fig. 6: 赤破線枠) が確認できる。また、設備停止時は電流値が0Aになり、設備運転切替時では、0Aより大きい設備稼働時とは異なる低い電流値 (約30A以下) をとる。設備停止時の電流値0Aと異なり、設備運転切替時にとる電流値は頻度が低いが、設備自体の動作としては正常なため、実運用時に異常として検知してしまうと過検出となる。

検証結果をFig. 7に示す。前処理として、電流値から「設備停止時と設備運転切替時は0、そうでない場合1」をとる

フラグ特徴量を算出し、電流値と乗算することで、設備停止時だけでなく設備運転切替時も0Aに変換した電流値を得た。Fig. 8に前処理前後の電流値間の相関関係を示す。前処理により、設備運転切替時も0Aに変換できていること (Fig. 8: 黒破線枠) が分かる。これにより、設備運転切替時の電流値が異常として検知されることを防止できる。前処理後電流値をKNNへ入力し、異常度を算出した。電流値が他時刻と比較して高い箇所 (Fig. 7, 8: 緑破線円) に加えて、電流値間で異なる値をとっている箇所 (Fig. 7, 8: 赤破線円) において、高い異常度が得られており適切な閾値を設定することで異常検知が可能であることを確認できた。また、前処理の効果を確認するために、設備運転切替時の0Aへの変換を行わない場合の結果をFig. 9に示す。Fig. 9では、設備運転切替時の異常度が高くなっている (Fig. 9: 黒破線円) が、Fig. 7では設備運転切替時の異常度を抑制できていることが分かる。

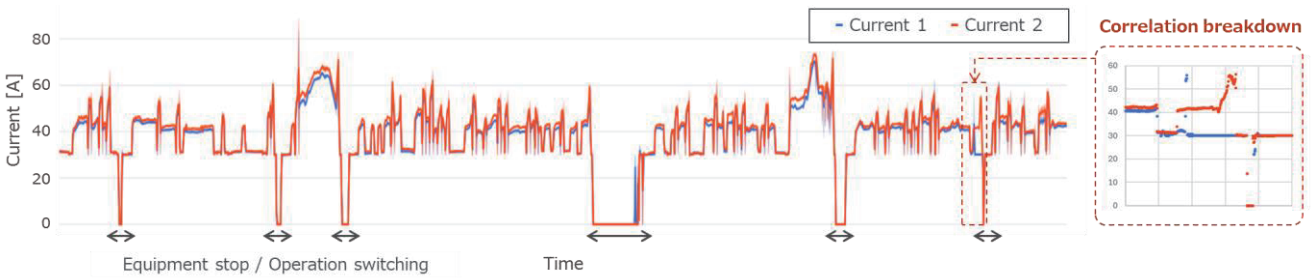


Fig. 6. Time series changes in correlated current values.

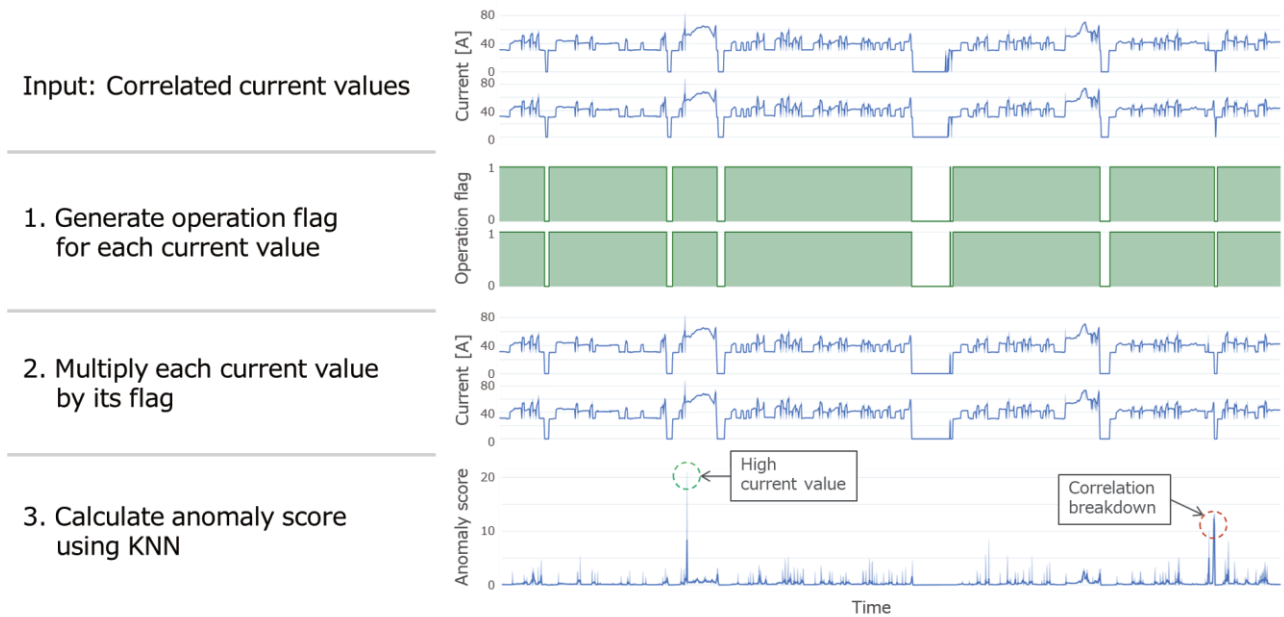


Fig. 7. Preprocessing flow and anomaly score calculation results.

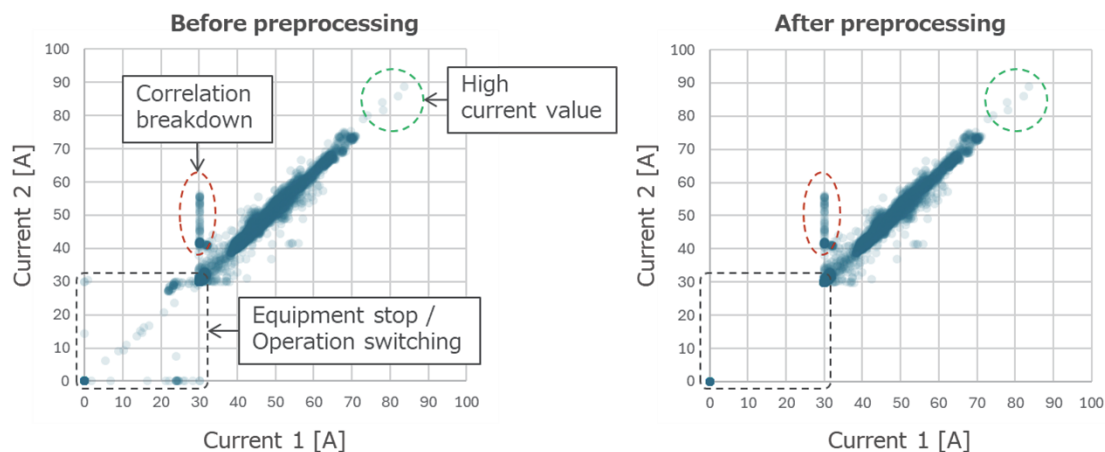


Fig. 8. Comparison of current value correlation: before and after preprocessing.

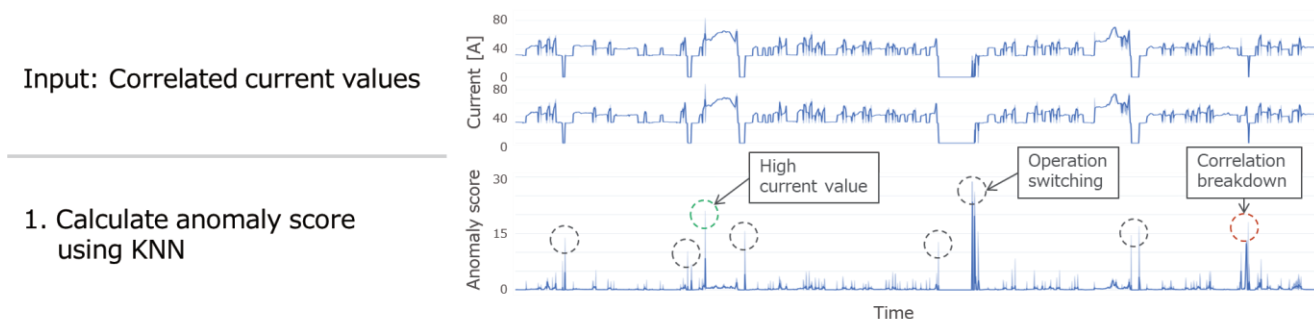


Fig. 9. Anomaly score calculation results without operation flag generation and multiplication.

3. 3 今後の取り組み

AS-TSADにより、社内ユーザー自身で時系列データの異常検知を容易に試すことが可能になった。ただし、適切な前処理・AIを選択するためには、対象となる設備のドメイン知識に加えて前処理・AIの知識の両方が必要である。そのため、現状は「対象設備のドメイン知識を持つ社内ユーザー」と「前処理・AIの知識を持つ専門家」が連携して、具体的な個々のプロジェクトに取り組んでいるケースが多い。さらなる利用拡大に向けて、AS-TSADの利用方法や前処理・AIに関するユーザー教育推進に加え、適切な前処理・AIの選定をサポートするAI Agent機能の開発を進めることを検討している。AI Agent機能は、ユーザーが提供するドメイン知識を基に、AS-TSADの各機能を利用し、適切な前処理・AIの検討を実施するものである。

4. おわりに

本開発では、AIを活用可能な時系列異常検知基盤AS-TSADを構築した。AS-TSADは、時系列データの異常検知を実現するために必要な機能をブラウザ上で利用・設定することが

できる。その結果、社内ユーザーが容易に検証可能となった。さらに、プロジェクト間で共有可能な基盤であるため、開発リソース効率化・保守コスト低減も見込まれる。実際の設備データにおいても異常検知が可能であることを確認し、予知保全などへの適用を進めている。今後は、教育推進や機能追加などに取り組むことで、活用の拡大を図っていく。また、AS-TSAD以外の基盤構築も予定しており、これにより様々な社内課題解決に迅速かつ幅広く貢献していく。

参考文献

- 1) 村瀬博典, 大島亮太, 甲村啓伍, 愛知製鋼技報, 35 (2019), 1, 10-15.
- 2) 岡田大樹, 幸村健太, 村瀬博典, 梶野晶敬, 愛知製鋼技報, 38 (2022), 1, 7-13.
- 3) 大島亮太, 村瀬博典, 澤清和, 愛知製鋼技報, 39 (2023), 1, 22-26.
- 4) 藤本真奈, 大島亮太, 村瀬博典, 愛知製鋼技報, 41 (2025), 1, 3-7.
- 5) Sridhar Ramaswamy, Rajeev Rastogi, and Kyuseok Shim, ACM SIGMOD Record, 29 (2000), 2, 427-438.