

技術報告

設備安定化統合プラットフォームの設備異常検知技術

Integrated Platform for Facility Monitoring for Anomaly Detection

加藤 健太*
Kenta KATO

深見 慎太郎
Shintaro FUKAMI

半谷 聡
Satoshi HANGAI

抄 録

日本製鉄(株)のDX戦略を実現する、設備安定化統合プラットフォームにおける設備の異常検知に向けた取り組みについて述べる。日本製鉄では設備の異常検知の適用にあたって、適用対象の規模・複雑さに応じてノウハウ活用型、アルゴリズム型、AI型を使い分けている。それぞれの特徴、及び活用事例について述べる。

Abstract

In this chapter, we describe the integrated platform for facility monitoring for anomaly detection that will make our DX strategy. When applying the predictive detection of equipment failure signs, we use the properly know-how utilization, algorithmic and AI types according to the scale and complexity of the application target. The characteristics of each and applied examples are presented.

1. 緒 言

日本製鉄(株)では設備安定化統合プラットフォーム(以下、設備安定化統合PFと略記)の構築により、生産プロセスにおける複数の制御システムから出力される制御データ、NS-IoTで収集する無線IoTセンサデータ、ロケーションフリーITVシステムで収集する画像データ等、種々の装置・システムから出力されるデータ資産を一元的に集約、有機的に連携し、自由に利活用可能としている。本稿はこれら多様なデータを利活用し、様々な設備の異常早期検知を実現する、設備安定化統合PFの設備異常検知技術について述べる。

2. 従来の設備診断機能の課題と取り組み

日本製鉄では、回転機を対象とした振動診断システムをはじめ、従来から様々な設備診断システムを構築してきた。一方で、従来の設備診断システムは、診断する対象設備に対するセンサの設置、配線、データ収集機構の構築を行い、機械や電気の専門家が各設備に対して個別に異常検知ロジックの開発・適用を行ってきたため、適用設備の拡大には多大な労力とコストが必要となるという課題があった。そのため、多種多様な設備で構成される鉄鋼ライン全体を網羅する設備診断機能の構築は難しく、設備診断システム

の展開は重要設備に限定されてきた。そこで、設備安定化統合PFの構築にあたっては、データ収集・統合の手間を省き、設備異常検知ロジックの設計から現場適用までをシームレスに実行可能とする設備診断システムとすることを目標とし、開発した。これにより、多大な労力とコストをかけずに設備異常検知ロジックの開発と適用拡大を図った。

3. 設備安定化統合PFを構成する要素

3.1 データを統合的に利活用可能な仮想データベース

生産プロセスの制御データ、無線IoTセンサデータ等、様々なデータを収集しているが、これらは個別のシステムに散在する異なる形式・周期の非同期データである。さらに設備異常検知ロジック構築にあたっては無線IoTセンサで収集された分単位のデータと、秒単位で収集された制御データを組み合わせる等、異なるサンプリング周期データの複合解析を行うことがあり、これらの多種多様なデータを統合的に扱える仕組みが必要となる。解決の案としては大容量のストレージを構築してデータを集約する方法があるが、データの二重管理の問題や投資が膨大になるデメリットがある。そこで、データを共通ストレージに集約することなく、仮想的にデータを統合・一元管理化する仕組みとして“スマートデータベース”(以下、スマートDB)を

* 設備・保全技術センター システム制御技術部 制御システム保全技術室 課長 千葉県富津市新富 20-1 〒293-8511

開発し、導入した(図1)。スマートDBはデータの名称、単位などの諸元や実際にデータが格納されているシステムの場所(IPアドレス)等を管理する機能と、それらシステムのデータを参照可能なインターフェース機能、各設備異常検知機能からの要求に応答するアプリケーションインターフェース(API)を備える。これにより、大容量のストレージの投資を避けつつ、利用者はデータの所在を気にすることなく、様々なデータの統合的な利活用が可能となった。また、スマートDBで利活用可能なデータは統合データマネジメント基盤NS-Lib™(本誌別稿No.18)と連携し、設備安定化統合PF以外の用途にも活用できるよう開発中である。

3.2 設備異常検知技術

設備異常検知技術の適用にあたっては、対象設備の規模や問題の複雑さに応じた機能の適切な使い分けが必要である。そこで、図2に示すように、①過去の操業・整備トラブルで得られた現場のノウハウに基づいた、ロジックが単純・明快なもの、②問題は複雑だが異常発生メカニズムが既知で統計・物理モデルのアルゴリズムによりロジック

を記述可能なもの、③異常発生メカニズムが不明のためアルゴリズムの構築が難しく、機械学習で対応するもの、という3種類の機能開発を行った。①をトレンド管理システム(TOMAS: Trend Observation and MAnagement System)と名付け、現場最前線の操業・整備員向けに開発、②は日本製鉄にて技術スタッフ向けに開発、実用している、実時間観測・運転制御システム(Real-time observe and operation controlled system)を適用し、③は日本電気(株)(以下、NEC)のインバリエント分析、及びPolygon AI(本誌別稿No.10にて述べる)を技術スタッフ向けに導入した。以下それぞれについて述べる。

3.2.1 トレンド管理システム(TOMAS)

過去の設備トラブル事例を詳細に分析することで、設備は異なっても、異常検知ロジックの大半は共通化・汎用化された部品の組合せで表現できることが分かった。そこで、様々な事例に適用でき、かつ直感的に理解できる“シンプルかつ汎用的な特徴量抽出ロジック”を厳選し組み合わせ、その特徴量を傾向管理することで設備の異常検知を可能にする、トレンド管理システム(以下、TOMAS)を開発した。これにより、現場のノウハウを操業・整備員自身の手で簡単に記述でき、設備の異常傾向を監視する仕掛けを現場主体で構築できるようになった。

以下、TOMASが有効な適用事例の一つとして“仕上圧延機 電磁弁故障”を紹介する。これは仕上圧延機油圧圧下装置の電磁弁コイルが半断線したことにより数時間の圧延休止に繋がった過去の設備故障トラブルに対して、TOMASを適用することにより早期の異常検知が可能であることを示すものである。図3に示すように、電磁弁の断線予兆として、材料噛込時の衝撃により電磁弁コネクタが瞬断、電磁弁電流が異常低下するという事象が故障発生1

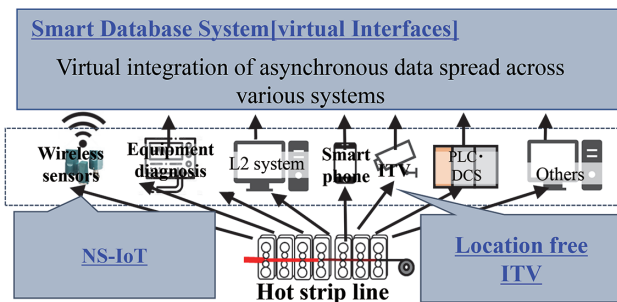


図1 スマートDBシステム
Smart database system

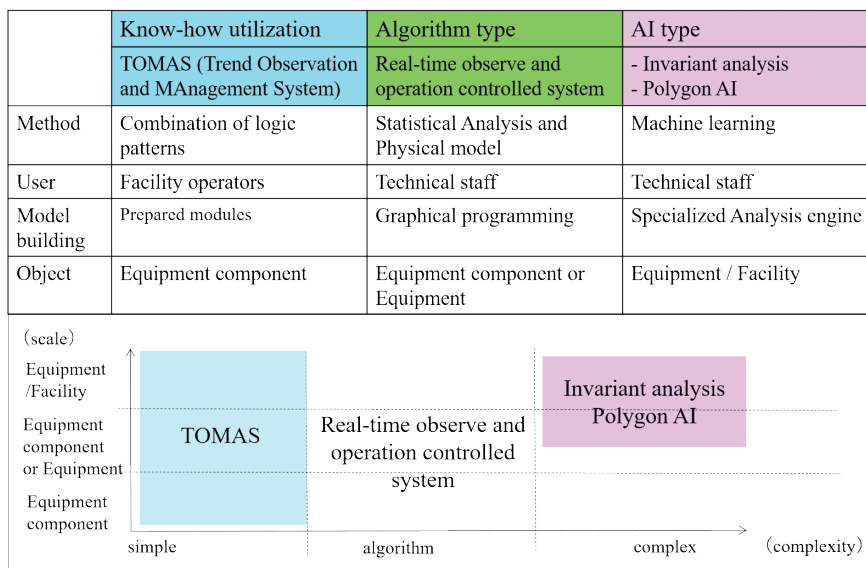


図2 設備安定化統合PFの機能群
Functions of the integrated platform for facility monitoring

か月前から発生していたことがヒアリング・調査により明らかとなった。そこで、“指定する条件を満足する期間のデータを切り出す”というロジックと、“データの変化量を計算する”というロジックを組み合わせ、“材料嚙込前後1秒間”の“電流変化量”を抽出することにした。このように、過去トラブルデータに上記ロジックを適用することで、電磁弁電流の異常低下現象を適切に検知でき、早期の異常検知が可能となることを確認できた。

二つ目の適用事例として“巻取機 油圧シリンダ故障”について紹介する。本トラブルは、シリンダの劣化が原因となり巻取機が正常動作できず、熱延コイルの巻取失敗に至ったというものである。本トラブルの発生設備では、図4に示すように、シリンダの劣化がシリンダ動作時間の遅れとして現れていたことがヒアリング・調査により明らかとなった。そこで、“二つの信号がそれぞれ立ち上がる時刻の時間差を計測する”というロジックを適用し、シリンダ動作指令信号がONしてからシリンダ動作限リミットスイッチ信号がONするまでの時間を抽出することにした。

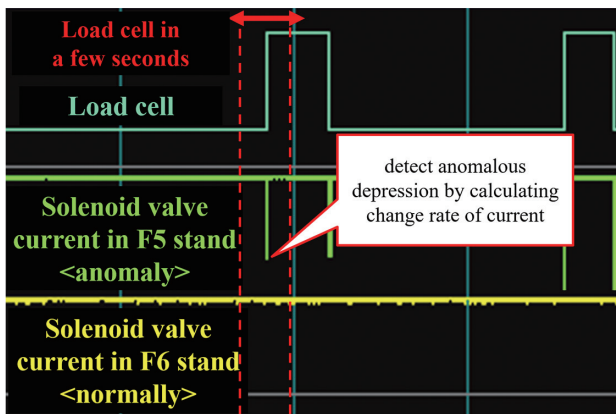


図3 仕上圧延機の電磁弁の異常発生メカニズム
Failure mechanism of solenoid valves of finishing mill

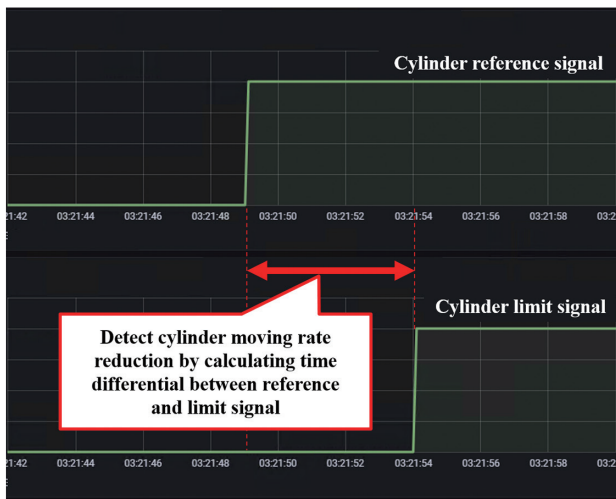


図4 巻取機のシリンダ異常発生メカニズム
Failure mechanism of cylinders of coiler

過去トラブルデータに上記ロジックを適用し、傾向管理することで、シリンダの劣化傾向を適切に検知でき、異常検知が可能となることを確認できた。

このように設備動作を定量化する“シンプルかつ汎用的な特徴量抽出ロジック”を厳選して構築することで、多くの設備を汎用的に診断可能であることを実設備データで確認することができた。TOMASに実装した特徴量抽出ロジックの一部を図5に示す。これらの特徴量抽出ロジックは現場の要望や過去の設備トラブルの分析から必要なものを適宜設計し、今後も拡充していく予定である。

TOMASでは、特徴量抽出ロジックを組み合わせた異常検知ロジックの構築を現場最前線の操業・整備員が簡単に扱えるようにプログラミングレスの登録画面を開発した。また、業務のロケーションフリー化を考慮して、登録画面、トレンド閲覧画面、アラーム一覧画面の操作・閲覧は現場に限定せず、社内ネットワークが繋がってさえいれば、どこからでもアクセス可能としている。

さらに、構築した異常検知ロジックが意図した通りに動作するかを簡易に検証できるよう、過去運転データを用いたロジック検証ツール（プレイバックシミュレーション機能）についても実装している。これは、ロジックを本番実装する前に“異常を確実に検出できるか”、“正常時に誤報が発生しないか”といった事前検証を一つの画面上でシームレスに実施可能とすることで、整備員が日々の業務の中で思いついたアイデアを気軽に試すことを可能とし、早期戦力化を実現するものである。

TOMASを導入した工場では、1年間で診断対象設備を拡大し、約200のロジックを現場最前線の操業・整備員自らが登録し、設備の異常検知に活用されている（図6）。

3.2.2 実時間観測・運転制御システム (Real-time observe and operation controlled system)

TOMASの適用によって多くの設備に対し、単純な特徴量抽出ロジックで異常検知可能となっているが、複雑な異常メカニズムについては統計・物理モデルに基づいたデー

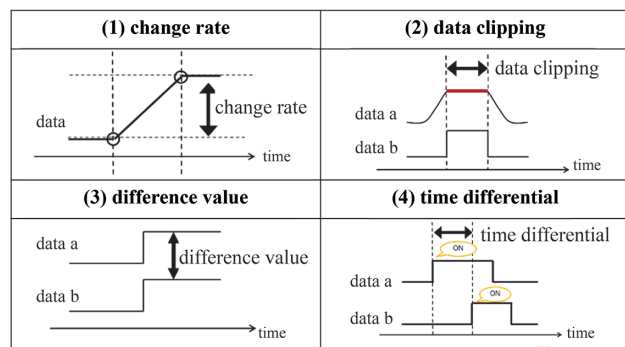


図5 特徴量抽出ロジックの例
Example of extract feature value

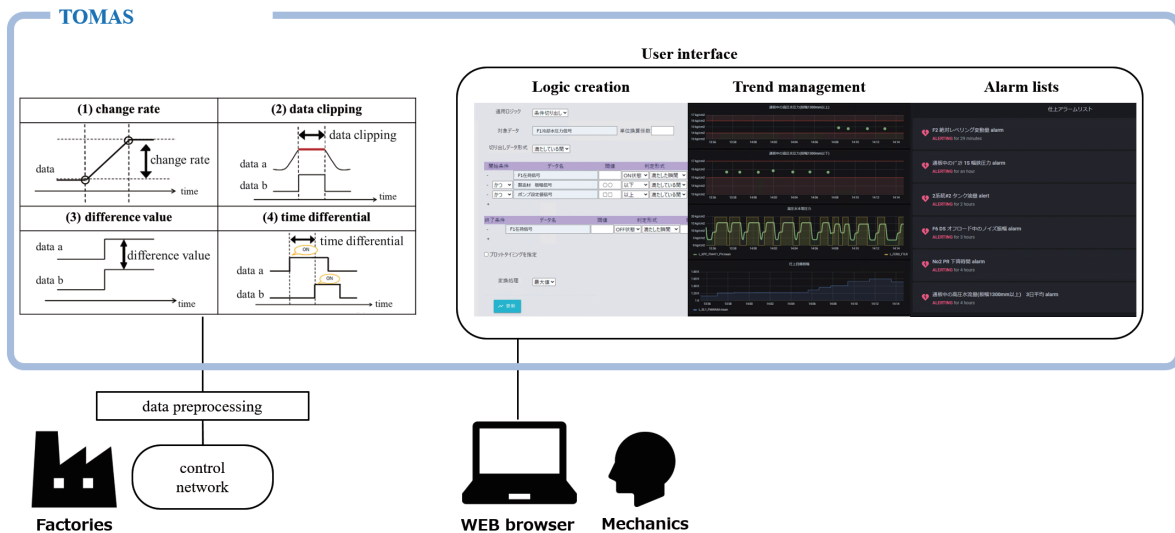


図6 TOMASの活用イメージ
Example of TOMAS application

タ解析アルゴリズムを利用することが望ましい。このようなケースではプロセスや設備・装置等、対象毎に適用するロジックが異なるため、単純な特徴量抽出ロジックの組合せで対応することは難しい場合がある。

そこで、日本製鉄にて開発、実用している、Level 1 ネットワーク (PLC: Programmable Logic Controller や DCS: Distributed Control System) に直接汎用 PC を接続でき、柔軟なソフトウェア開発環境と高信頼性・定時刻性を併せ持つ実時間観測・運転制御システム (Real-time observe and operation controlled system)²⁾ を活用した。実時間観測・運転制御システムは、利用者が自由にロジックを構築可能であることや、開発負荷を軽減することを目的に、プログラムをスクリプト形式で記述せずにブロック線図で作成可能なナショナルインストルメンツ社製の LabVIEW™ を採用した (図 7)。また、日本製鉄独自に開発した設備異常検知機能群を LabVIEW™ 用に部品化することで、類似設備への設備異常検知機能を迅速に横展開することを可能とした。この仕組みにより、統計・物理モデルに基づいた複雑なアルゴリズムを持つ異常検知ロジックを、プログラム作成の経験が浅い技術スタッフ層にも構築可能とした。

また、スマート DB を経由してデータの入出力を行うと即応性に限界が生じて、リアルタイム処理が難しくなるといった課題がある。そこで、図 8 に示すように、熱延ラインのような数ミリ秒周期の高速制御を行っている設備においては、Level 1 (PLC や DCS) と直接汎用 PC を接続し直接データ処理を行うことで数ミリ秒周期の高速なデータをリアルタイムで処理可能な仕組みについても開発している。

このように実時間観測・運転制御システムは全社の大小様々な規模のラインに展開済みであり、400 以上の設備異常検知ロジック開発・適用の実績がある。

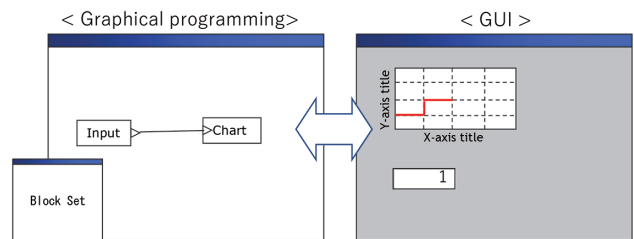


図7 ブロック線図によるプログラム
Programming with block diagrams

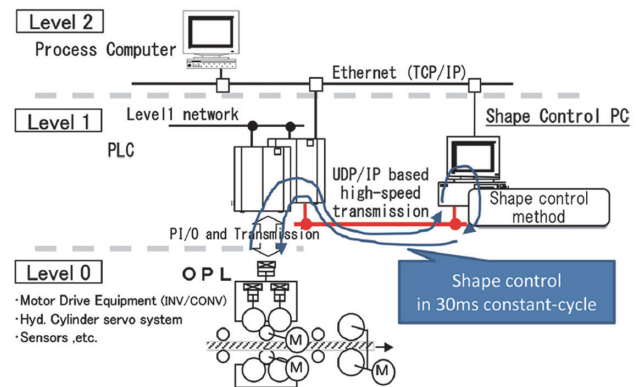


図8 鋼板矯正機での新制御システム適用例
Example of the application of new real-time control system in plate leveler

3.2.3 インバリエント分析

TOMAS や実時間観測・運転制御システムでは、人間が対象設備に対する異常検知ロジック、アルゴリズムを考案し、構築するが、設備故障の中にはメカニズムや、異常の監視方法が明確に分かっていないものも存在する。このようなケースにおいては機械学習を用いることで異常検知ロジックの作成や監視の効率化を図ることとした。日本製鉄では、NEC の AI 分析ソフトウェア “NEC Advanced Analytics – インバリエント分析” を適用した (図 9)。

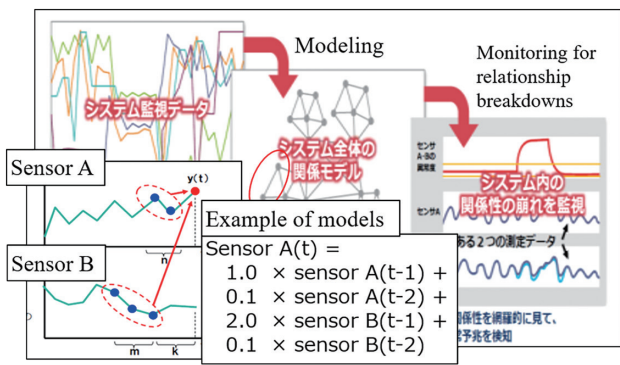


図9 インバリアント分析
Invariant analysis

インバリアント分析の特徴としては、①正常な操業状態におけるデータ間に存在する定常的な線形関係性を“インバリアント性”と定義して自動抽出し、システム全体の関係モデルを生成できること、②各変数間の線形関係性を記述するモデルが統計モデル (AR, または ARX モデル) として与えられることから、異常発生個所の推定が可能であること、結果の解釈が容易であること等が挙げられる。

日本製鉄では、主に熱延工場から収集した 100 ミリ秒周期の正常な操業状態における操業・設備データをもとに主要設備に対する監視モデルの構築と評価を実施した。

正常な操業状態におけるデータには、図10に示すように、材料毎に異なる運転パターンが存在するため、異常検知モデル構築時に含まれていないパターンのデータに対しては過検知が多発する。一方、材料によっては生産の頻度が少ないものもあり、すべてのパターンに対してデータを集め一つのパターンに対して個別の異常検知モデルを構築し、切り替えることも困難であることが分かった。そこでプロセスの知見をもとにしてデータを主要な運転パターンで分別することで、過検知を抑制した実用的な異常検知モデルとして調整することができた。

2023年現在 18 モデルを作成し、図11に示すように、冷却水の漏水れ早期検知等、異常の早期発見に効果を発揮している。

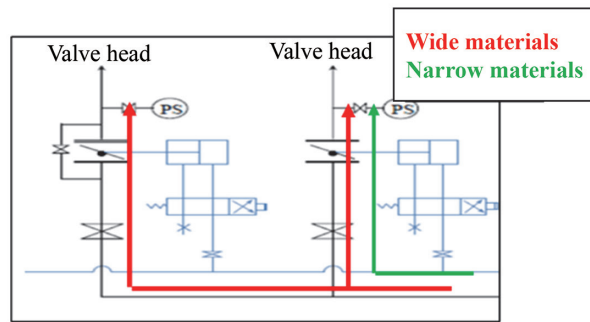
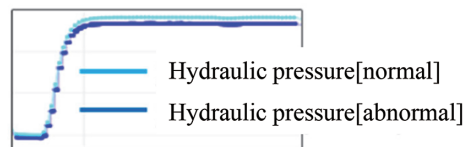


図10 運転パターンの例
Example of operation cases



Detected hydraulic pressure lower than normal

Found a water leak and fixed it

図11 冷却水配管水漏れの異常検知事例
Example of fault detection (water leakage)

4. 結 言

設備安定化統合 PF における、様々なデータを統合的に扱うことのできるスマート DB と、それらデータを利活用した設備の異常検知技術について、概要と活用状況を紹介した。今後、設備安定化統合 PF を迅速に横展開することにより、全社の設備安定化に貢献していく。

参考文献

- 1) 半谷聡：制技 167-シ-4：日本鉄鋼協会第 167 回制御技術部会、大阪、2022-11
- 2) 空尾謙嗣 ほか：新日鉄住金技報。(411), 49 (2018)



加藤健太 Kenta KATO
設備・保全技術センター
システム制御技術部 制御システム保全技術室
課長
千葉県富津市新富20-1 〒293-8511



半谷 聡 Satoshi HANGAI
設備・保全技術センター
システム制御技術部 プロコン技術室
(開発当時)



深見慎太郎 Shintaro FUKAMI
設備・保全技術センター
システム制御技術部 計装エンジニアリング室
計装第一課 主査