

(技術資料)

# 加古川製鉄所第2分塊工場における設備状態監視・異常予兆検知システムの構築

萩原 尚<sup>\*1</sup>・井上佳賢<sup>\*1</sup>・森居数広<sup>\*2</sup>・宇野久史<sup>\*3</sup>・安東 努<sup>\*4</sup>

## Establishment of Condition Monitoring and Predictive Anomaly Detection System in No.2 Bloom Mill at Kakogawa Works

Takashi HAGIWARA・Yoshitaka INOUE・Kazuhiro MORII・Hisafumi UNO・Tutomu ANDO

### 要旨

加古川製鉄所第2分塊工場の安定稼働を目的として、データ収集装置を導入し、設備異常の予兆を検知するシステムを開発した。多様な操業条件およびパターンが存在する第2分塊工場において、異常の予兆を精度よく捉えるために、評価に適した区間のデータを抽出して学習、解析することでモデルの汎用性を高める手法を採用し、プログラミング不要でデータ事前処理からモデル製作まで行えるシステム（Mode Oriented Novel Anomaly Detector (MONAD)）を開発した。モデル製作からMONADを活用した保全業務に至るまでのフローを標準化することで、機械学習の専門知識のない操業や保全の技術者、作業員でも運用可能な体制を整え、製造現場での運用を行いながらモデルの精度向上に取り組んでいる。

### Abstract

To ensure the stable operation of the No.2 Bloom Mill at the Kakogawa Works, a data acquisition apparatus has been introduced to develop a system for detecting signs of equipment abnormalities. To accurately capture the signs of abnormalities in the No.2 Bloom Mill, where diverse operating conditions and patterns exist, a method has been adopted that enhances the versatility of models by extracting, learning, and analyzing data at suitable intervals for evaluation. This has led to the development of a system, Mode Oriented Novel Anomaly Detector (MONAD), which enables the steps from data preprocessing to model creation without the need for programming. Standardization of the flow from the model creation to maintenance work using MONAD has enabled the set-up of a system that can be operated by technicians and operators without expertise in machine learning. Efforts to improve the accuracy of the model are being made through its operation at the manufacturing sites.

### 検索用キーワード

状態監視, データ収集, 異常予兆, モード, MONAD, 2分塊

まえがき = 加古川製鉄所第2分塊工場（以下、第2分塊工場という）は1970年に稼働開始し、条鋼製品の圧延工場に供する鋼片を製造している。2017年には上工程集約に伴う大幅な増強工事<sup>1)</sup>が行われ、その生産能力は分塊工場単体としては世界に類を見ない月間30万トンとなった。当社条鋼製品に使用されるほぼすべての鋼片は第2分塊工場を経て供給されるため、第2分塊工場の安定稼働体制の確立は条鋼製品全体の安定供給にとっての重要課題となっている。

従来の設備保全は、日常点検にて設備の状態を把握し、過去の経験に基づいて保全基準を定めるTBM（Time-Based Maintenance、時間基準保全）やCBM（Condition-Based Maintenance、状態基準保全）が主流であった。しかしながら、2017年の増強工事導入された設備については、TBMやCBMの暫定的な保全基準を定めて運用せざるを得ないところがあり、より確実に設備の突発故障を抑止できる手法の導入が求められていた。このような背景から、当社では2018年より第2分塊工場の多種多様な設備を対象として、常時状態監視および異常予兆検知が可能な情報インフラ整備とシステム

開発を進めてきており、本稿ではその内容について述べる。

## 1. 異常予兆検知システム開発方針

### 1.1 本システムのコンセプト

機械学習による異常予兆検知では、データに定常的な規則性があることを前提にして、それを学習し、規則性から外れた「いつもと違う」状態を異常予兆として検知する手法が一般的である<sup>2), 3)</sup>。とくに、常時稼働のプラントなどでは、プラント単位の多変量データを一括で解析し、「いつもと違う」挙動を見つめる異常予兆検知の事例が多く報告されており、人がデータを見ていても気づかない、データ間の意外な関係性に基づく異常の兆候を発見できることから注目を集めている<sup>4)</sup>。

しかし、第2分塊工場では鋼種や寸法などの製造条件に応じ、各設備の運転方法や設備の駆動モータにかかる負荷が変動するほか、状況によっては現場作業員が手動で操作を行う場合もあり、操業条件や操業パターンは多岐にわたる。このため、常時稼働のプラントのような操業データ全体にわたる定常的な規則性は期待できず、機

\*1 鉄鋼アルミ事業部門 加古川製鉄所 線材部 \*2 技術開発本部 デジタルイノベーション技術センター \*3 鉄鋼アルミ事業部門 加古川製鉄所 制御部

\*4 鉄鋼アルミ事業部門 加古川製鉄所 設備部

機械学習の結果捉えられた「いつもと違う」状態が、必ずしも本当に捉えたい異常予兆ではなく誤検知となることがある。

この対応として、おのおのの操業条件、操業パターンに応じたモデルを製作し、学習させることも考えられるが、必要なモデル数が膨大となるため現実的ではない。また、新たな操業条件、操業パターンに適用する際の障壁にもなる。そこで、本活動では操業条件、操業パターンによらず、評価に適した動きをする区間（例えば、負荷が一定となる区間）のデータを抽出して学習対象とすることで、モデルの汎用性を高める手法を採用することとした。データ抽出条件の決定には操業条件や操業パターンに加えて、設備構造や自動制御条件などを考慮する必要があり、操業および保全技術者の知識が不可欠となる。また、上述のようなデータ抽出を行ったとしても、誤検知が生じる例外的な状況も存在するため、異常発報時に人を介さず即座に設備を止めるなどの画一的な処置を行うことは難しく、取るべきアクションは最終的に人が判断しなければならない。

以上を踏まえ、機械学習の専門知識のない操業および保全技術者ならびに作業員主導でモデル製作および運用を行えるよう、以下の方針でシステム開発を進めることとした。

- ・工場全体の多変量データを一括解析するのではなく、設備単位で最適化したモデルを製作すること。
- ・プログラミング不要でデータの前処理やモデル製作を行えるツールを備えること。
- ・モデルの挙動やデータと実現象との対応が視覚的に理解できるよう、使用する特徴量は最大2変数までに限定すること。

## 1.2 監視対象設備の決定

第2分塊工場の全設備数は数千点におよび、これら全てに対して異常予兆検知のモデル製作をすることは現実的ではない。そのため、本プロジェクトの目的である第2分塊工場の安定稼働の観点より、トラブルにより24時間以上の突発ライン停止が予想される設備に絞り込み、常時状態監視のためのデータ収集と異常予兆検知のためのモデル製作を行うことにした。

設備の常時状態監視のためのデータとしては、従来の制御ネットワークにて収集されているモータの回転数や電流値、制御信号などのデータがあり、これらデータを活用して、異常予兆検知のためのモデルを製作する。

## 2. データ収集装置の導入

### 2.1 データ収集装置の要件

第2分塊工場は、工場の増強や繰り返し行われた制御システムの部分更新によって多種多様なメーカーの装置が混在しており、制御システムが複雑になっている。そのため、データ収集装置もメーカーごとに異なっていたり、そもそもデータ収集できていない信号もあり、全データを同期して一元的に収集することができていなかった。しかし、異常予兆検知では様々なデータの相関関係を監視して、「いつもと違う」ことを判断するため、データ

の同期化・一元収集は必須である。

これらを踏まえ、異常予兆検知システムを開発・構築するために、データ収集装置には以下の五つの要件を設定した。

- ① 当社他工場へ水平展開しやすいように国内主要PLC (Programmable Logic Controller, 制御装置) メーカーの制御ネットワークに接続できること。
- ② ①において、データの同期化、一元収集ができること。
- ③ 汎用的なデータ出力ができるようにテキストファイルでの受け渡しができること。
- ④ 社内ネットワークを經由し、どの端末からでも収集したデータが閲覧でき、活用がしやすいこと。
- ⑤ 将来性および拡張性を考慮して、規模拡大や機能追加がしやすいこと。

これらの要件を満たすため、iba AG(以下、iba社という)のデータ収集装置 (ibaPDA) を採用した。

### 2.2 iba社データ収集装置の特徴

iba社のデータ収集装置は、多数のPLCメーカーのネットワークに接続ができ (要件①)、データの同期化・一元収集が可能である (要件②)。また、上位システムとのデータ連携方法も多彩で、パッケージ化されており、テキストファイルでの受け渡しも可能である (要件③)。さらに、分析ソフトウェア (以下、分析ソフトという) をインストールすれば、社内ネットワークを經由し、どの端末からでも収集したデータの閲覧・活用が可能である (要件④)。振動解析や画像処理などの機能付与も簡単にできて拡張性が高い (要件⑤)。本プロジェクトでは、種々の信号をこの分析ソフト上で処理し、相関関係を可視化する (図1) ことでモデル化の事前検討が容易になる点が非常に優れていた。

### 2.3 iba社データ収集装置導入時の工夫

システム導入時には、国内メーカーのネットワークとの接続が保証されていなかったため、小規模実証試験を実施し、安定してデータの一元収集ができていることを確認した。

また、収集したデータを当社他システムとも簡単に連

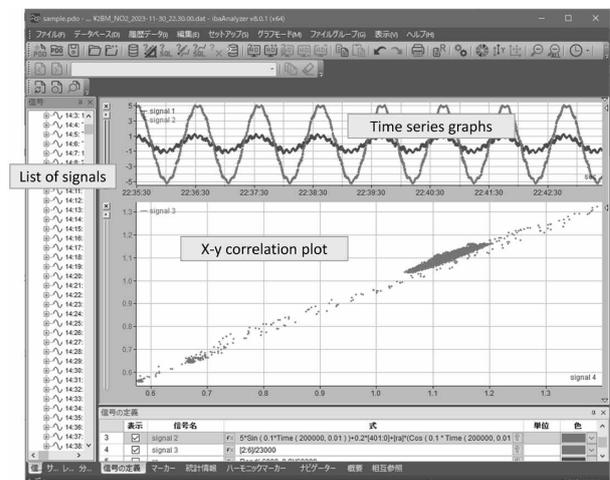


図1 分析ソフト画面例

Fig.1 Sample screen image of analysis software

携し活用しやすいように、設備装置ごとに統一したIDを共通キーとして使用し、タグ付けをした。重要なデータについては、変数名や工学単位を追加しデータ活用をしやすいようにした。

さらに、今後他工場へ展開する際に同等の設計品質を維持できるよう、第2分塊工場での導入例をもとに設計仕様の標準化を実施した。

### 3. モデル製作手法の確立

#### 3.1 異常予兆検知モデル製作フロー

本活動では、1.1節で述べたコンセプトにしたがって操業および保全技術者が主導して設備単位で最適化したモデルを製作していくため、モデルごとに品質や開発効率のばらつきが生じないように標準となる作業フローを定めることとした。

設備の異常予兆検知は機械学習の教師データとなる異常時のデータが少ない、あるいは全く存在しないことが多いため、ある程度の誤検知を許容したモデルを製作し、実装後に誤検知の発生率が許容できるレベルになるまで試行錯誤で改良を加えていくことになる。そこで、「混合型規格学習ライフサイクルプロセスの概念図」<sup>5)</sup>を参考に、図2に示すような作業フローを作成した。本フローでは、モデル製作工程を事前処理フェーズと実装フェーズに分割し、それぞれのフェーズの中でデータチェックサイクルを回すアジャイル開発（開発途中での変更や追加をあらかじめ想定した開発手法）の思想を取り入れている。とくに特徴量の選定とデータ抽出を行う事前処理フェーズは、モデルの精度を高めるために重要なプロセスであり、次節にて例を用いて詳細に説明する。

#### 3.2 実例を用いたモデル製作手順の解説

図3に示す搬送設備を実例にモデル製作の手順を解説する。この設備は偏心輪に連結された移動フレームが、鋼片をリフトアップして前方に進める構造である。この設備で想定される故障の一つである偏心輪の回転不良を事例にモデル製作を行う。

##### i) 検知対象の特性調査

最初のプロセスとして、「回転不良」を検知するための特徴量を、開発コンセプトに沿って最大二つまで選択

する。偏心輪での回転不良はモータ出力トルクの増大につながるため、一つめの特徴量はモータ電流値に設定できる。また、この設備は駆動と停止を繰り返しており、動作中の加減速に伴い常に電流値が変化していることから、モータ回転速度を二つめの特徴量に設定する。搬送設備が無負荷であれば、これらは一定の関係を保つことが想定されるが、鋼片をリフトアップしている間は、鋼片の総重量などによりモータ電流値が変動するため、二つの特徴量の関係性にも変化が生じる。鋼片総重量という操業条件によって生じる変化は誤検知の要因となり得るため、あらかじめ設備図面や制御方案などを調査したうえで、無負荷状態のデータ区間のみを抽出するための条件を検討しておく。図3より、本設備の場合は「偏心輪角度が0°から90°の間、もしくは270°から360°の間の区間」が無負荷となっていると想定できる。

##### ii) 分析ソフトでの特性調査

続いてのプロセスは、i)で調査した内容を元に、分析ソフトを使って実際のデータ分布を確認し、二つの特徴量の相関性の有無を確認する。選定した二つの特徴量およびデータ抽出条件として用いる偏心輪角度の時系列データを表示させ、データの特徴を掴む(図4(a))。この事例では、想定していた「負荷あり」の区間以外に、駆動開始直後や停止直前に再現性の低いスパイクが生じているため、「負荷あり」の角度条件に加えて、これらのスパイクが生じる角度範囲もデータ抽出範囲から除外する。分析ソフト上の機能を活用し、偏心輪角度の条件で抽出した二つの特徴量の散布図を表示させる(図4(b))。ここで、データが密集していれば再現性の高いデータ抽出ができていたためにモデル製作可能、ばらつきが大きければ再現性が低いためにモデル製作不可と判断し、後者の場合はデータ抽出区間を見直す。この一連の工程は、モデル製作上最も重要な工程であり、ここでの考え方や試行結果を体系的に残していくことが重要である。

##### iii) モデル設計書作成

データ検証が完了した時点、これまで検討した内容をモデル設計書として記録する。これにより、モデル製作者以外でも当該モデルの設計思想や妥当性を検証するこ

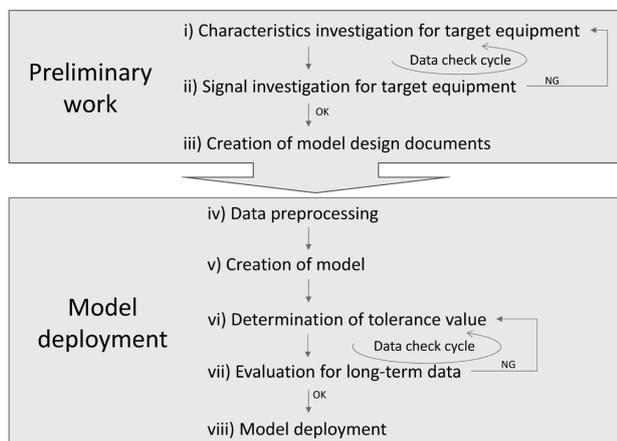


図2 モデル製作のためのワークフロー  
Fig.2 Workflow for model creation

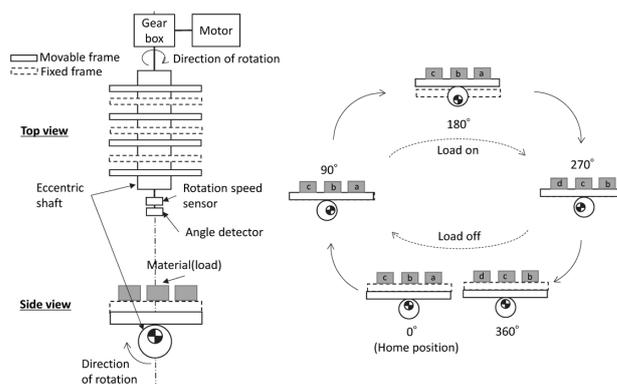


図3 設備概略図  
Fig.3 Schematic diagram of equipment

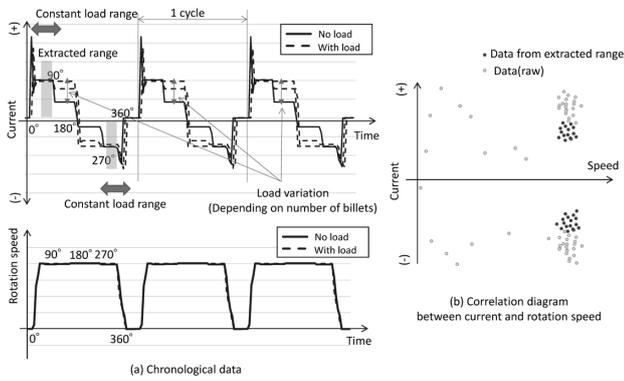


図4 設備から得られたデータ例  
Fig.4 Example of summary data

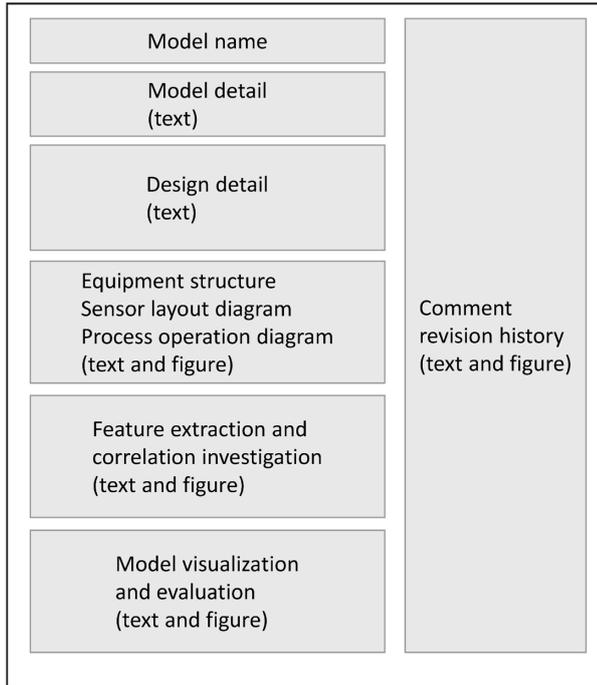


図5 Airtable概略図  
Fig.5 Schematic image of Airtable

とが可能となり、長期的なモデル管理や保全活動への応用に役立つ。

モデル設計書には Airtable (Formagrid Inc.の商標) というウェブサービスを活用した (図5)。これは、モデルに関する情報 (設計情報, 設備構成, 運転方案, 信号情報, 相関調査結果やモデル評価結果など) をテキストと画像で保存することが可能で、コメントや改訂履歴も保存できるため、モデルの製作過程や改造履歴を簡単に残すことができる。

#### 4. 異常予兆検知システム開発

「3.モデル製作手法の確立」で標準化した設計手順を元に、図2の Model deploymentで実際のモデル製作と実装を、プログラミング不要で簡単に実施できるシステム「MONAD (Mode Oriented Novel Anomaly Detector)」を開発した (図6)。

MONADの特長としては、①異常予兆検知に必要な特徴量を最大2変数までに絞り込むことで、機械学習の

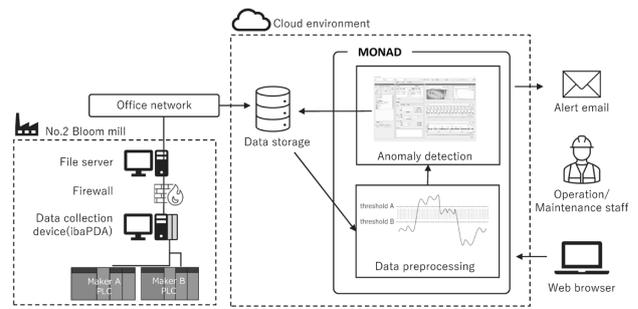


図6 MONADシステム  
Fig.6 MONAD system

知識を持たない操業および保全技術者でも、散布図やトレンドグラフを見ながらモデルの挙動を理解し、設備知見を活かした実用的な異常予兆検知ロジック設計が行える点と、②豊富な前処理メニューを備えており、選定した2変数に対して、ユーザが意図するようなデータ加工を簡易に行える点が挙げられる。以降でMONADのモード抽出および異常予兆検知ロジック構築機能を紹介する。

##### 4.1 モード抽出機能

MONADでは、操業条件や操業パターンに応じて変化するデータの規則性のことを、「モード」と呼んでいる。データから所望のモードを抽出するために、まず、異常検知対象のデータ項目 (最大2変数) と、モード抽出に用いるON/OFF信号や指令値などの補助信号を選択する。モード抽出方法としては、補助信号の値の範囲を指定して抽出する方法のほかに、時系列データの変化パターンを元にセグメンテーションを行う方法や、散布図上で直接抽出範囲を指定する方法も機能として備えている。これらの機能を組み合わせることで、ユーザが設備知見に基づき、一定負荷運転時など、評価したいデータを抽出することができる (図7)。

##### 4.2 異常予兆検知ロジック構築機能

MONADでは、モード抽出後のデータに対してLOF (Local Outlier Factor)<sup>6)</sup>をはじめとする異常予兆検知モデルの訓練を行い、訓練済みモデルを用いた評価期間に対する異常度スコア計算およびグラフ化を行える。異常度スコアの等高線図を散布図上に描画することで、ユーザが意図した通りのモデルになっているかを確認できる (図8)。

実際の異常判定は、デプロイ (開発したソフトウェアやアプリケーションを実際に運用環境に導入すること) 後にバッチ処理 (あらかじめ決められた一定量のデータをまとめて処理する方法) で行われ、異常度スコアの閾値越え頻度が許容頻度を上回った場合に異常発報が行われる。

また、LOF以外の異常予兆検知ロジックとしては、時系列トレンドの単調増減傾向や、データの分布や波形の変化を評価することで異常を検知する機能を備えている。これらの異常予兆検知ロジックは、ユーザが選択可能であり、ユーザの要望や、新たな異常事例の分析を元に、適宜拡充する予定である。

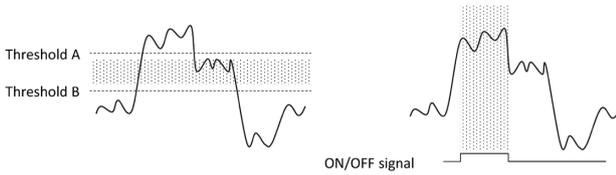


図7 モード抽出例  
Fig.7 Examples of mode extraction

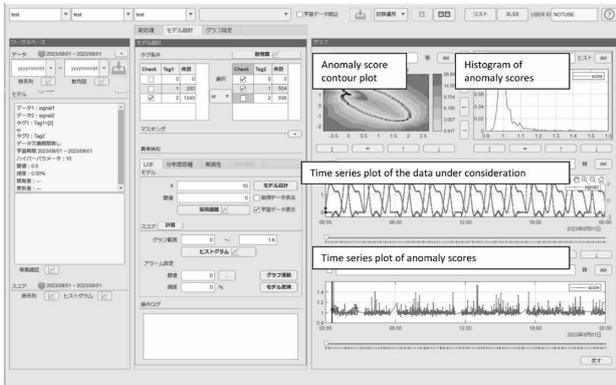


図8 モデル設計画面例  
Fig.8 Example of model design screen

## 5. 保全活動への応用

MONADに実装した各設備のモデルを使用し、異常予兆検知（予知保全）のツールとして保全活動へ応用するためには、製造現場での運用へ展開し、モデル精度の向上に取り組む必要がある。

製造現場での運用を進めるにあたり、まずは異常予兆情報が発報された後に、どのようなワークフローでデータ確認・現物確認を行うのが最適かを検討した（図9）。そして、ステップごとに必要な情報を保全作業員に提供するため、MONADを活用するための必要なシステムの画面設計を行った。

MONADにて異常状態と判定された設備は、保全作業員に自動的にメールで通知される。保全作業員は異常度スコアのトレンドや異常時の状態をデータで確認したうえで、当該設備の外観点検（異常振動や異音の確認含む）を実施する。外観検査で異常が疑われる場合には、設備を停止して詳細調査を行う判断をする。また、点検の結果や処置内容などの情報を保全作業員が監視画面上に入力することで、モデル設計者を含めた関係者と情報が共有できるようにした。

上述のような運用の仕組みを整えたうえで、2023年10月より製造現場での運用を開始した。図8のフローに沿

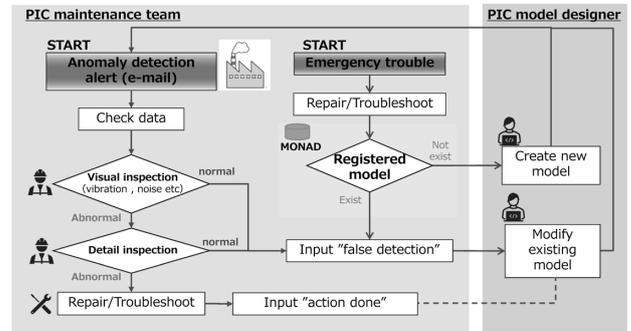


図9 MONADを活用した保全フロー  
Fig.9 Workflow of daily maintenance using MONAD

って運用を行いながら、各モデルの精度検証および向上に取り組んでいるところであるが、これまでに銅片搬送設備の軸受潤滑不良の初期症状を検知できた事例もあり、今後の効果が期待できる。いっぽう、減速機など多数の駆動部品から構成される装置については、モデルの精度検証を継続しながらそれぞれの機器特性に応じた合理的な状態監視の手法を探っていく必要がある。

むすび＝第2分塊工場における設備データ収集およびデータを活用した異常予兆検知システム導入の取り組みについて述べた。本稿で紹介したMONADの開発コンセプトやモデル製作手順は、機械学習の専門知識のない操業・保全技術者でも設備単位でアジャイルにモデルの製作が行えるところに特徴があり、多様な操業条件や操業パターンが存在する工場での異常予兆検知手法に新たなアプローチを提供した。また、MONAD自体は設備を監視するデータを適切に選定することができれば、他工場にも容易に展開が可能な汎用性を有したシステムとなっており、第2分塊工場での有効性検証とあわせて、社内の他の工場への展開を図っていく。

## 参考文献

- 1) 多比良知秀ほか. R&D神戸製鋼技報. 2019, Vol.69, No.2, p.37-41.
- 2) 井手 剛. 入門 機械学習による異常検知-Rによる実践ガイド. コロナ社, 2015.
- 3) 山西健司. データマイニングによる異常検知. 共立出版, 2009.
- 4) 相馬知也. 安全工学. 2018, Vol.57, No.2, p.107-113.
- 5) 産業技術総合研究所. 機械学習品質マネジメントガイドライン第4版. 2023-12-12. <https://www.digiarc.aist.go.jp/publication/aigm/AIQuality-requirements-rev4.1.0.0112-signed.pdf>. (参照2023-12-13).
- 6) Breunig, et al. Proceedings of the 2000 ACM SIGMOD international conference on Management of data. 2000, p.93-104.