

薄板製造を支える DX 技術

DX Technologies Supporting Steel Sheet Manufacturing

高木 宏征 TAKAGI Hiroyuki JFE スチール スチール研究所 サイバーフィジカルシステム研究開発部 主任研究員
剣持 光俊 KEMMOCHI Mitsutoshi JFE スチール スチール研究所 サイバーフィジカルシステム研究開発部 グループリーダー
松下 昌史 MATSUSHITA Masafumi JFE スチール DX 戦略本部 インテリジェント技術開発部 グループリーダー・博士 (理学)

要旨

近年、鉄鋼分野では高品質かつ生産性の高い薄板の製造が求められている。従来は、各工程の管理指標を計測し、データベースに蓄積して操業改善に役立ててきたが、操業データを用いた品質解析や表面検査の性能、設備監視に課題があった。そこで、JFE スチールはデジタルトランスフォーメーション (DX) 技術に着目し、『J-astquad[®]』を用いて鋼板長手方向に細分化された多工程データを収集して品質を解析し、迅速な操業改善を実現した。また、テクスチャ解析を活用して表面検査装置の性能を向上させ、目視検査を自動化した。『J-dscom[®]』では設備の異常予兆を監視し、設備トラブルを未然に防止できるようにした。

Abstract:

In recent years, the steel industry has been required to produce high quality and high productivity steel sheets. Conventionally, management indicators for each process were measured and accumulated into databases to serve operational improvements. However, there were challenges in quality analysis using operational data, the performance of surface inspections, and equipment monitoring. Focusing on digital transformation (DX) technology, JFE Steel has utilized “J-astquadTM” to aggregate through-process operational data subdivided in the longitudinal direction of the steel sheets, and performs quality analysis to achieve expeditious operational improvements. Additionally, the performance of surface inspections has been improved by utilizing texture analysis and some visual inspections have been automated. With “J-dscomTM”, anomaly prediction monitoring of facilities has been conducted to enable prevention of facility troubles.

1. はじめに

現代の生活には自動車の存在が不可欠であり、自動車の外板などに用いられる薄板製品の製造には高品質かつ高い生産性が求められている。そのため、JFE スチールの薄板分野では製造工程を厳格かつ効率的に管理し、信頼性や価格競争力に優れた薄板製品の安定提供をめざしている。その中で従来から、薄板の品質として重要である表面欠陥などの管理指標を定め、各製造工程 (製造ライン) で検査している。また、各ラインの操業データをデータベースに蓄積し、品質不良や設備・操業トラブルの遡及解析に活用することで操業改善に役立っている。しかし、人の手作業による大量データの解析が容易でないこと、より低コントラストな欠陥の自動検出が望まれていること、設備の数が多いため個々のトラブルの監視には限界があること、といった課題があった。

これらを解決するために、JFE スチールではデジタルトランスフォーメーション (DX) 技術の導入を進めている。

『J-astquad[®]』では、鋼板長手方向に細分化された操業や品質のデータを収集し、位置を合わせて紐づけた多工程データを解析することにより、品質不良を低減する操業改善を図った。また、テクスチャ (模様) の違いに着目した画像解析で欠陥の検出性能を高めた『テクスチャ解析型表面検査』を開発し、目視検査を自動化した。さらに、工程全体や機器単体などレベル別に異常予兆を監視する『J-dscom[®]』により、設備・操業トラブルの未然防止を図った。本稿では、これらの DX 技術について詳細に述べる。

2. 多工程一貫品質データ解析システム『J-astquad[®]』

薄板分野では、薄板の高品質化への要求が年々高まっており、ひとたび品質不良が発生すると、データに基づいて遡及解析し、その要因となった操業条件を特定して改善する必要がある。

JFE スチールでは、1980 年代に製鉄所における階層構造の計算機システムを完成させた。しかし旧来は、データを階層的に上位へ集約するピラミッド型の構造であった¹⁾。その

2025 年 9 月 30 日受付

ため、集約したデータの粒度、すなわちデータが表す情報の細かさは主に鋼板単位となり、捨てるを得ないデータも多かった。そこで近年、前述のシステムを最新の計算基盤技術およびデータ統合技術で刷新し、下位の階層で得られる粒度の細かいデータをエッジサーバに収集し、データベースに保存して活用する仕組みの構築を進めてきた^{1,2)}。

今回、薄板製造における膨大なデータの収集と、それに基づく品質解析を実行する多工程一貫品質データ解析システム『J-astquad[®]』の開発事例を紹介する。

2.1 開発の背景

薄板の品質解析には、 casting, 熱延, 冷延, 表面処理などの多数の製造工程の多岐にわたる種類のデータを必要とする。さらに、鋼板の特定の部位における解析には、部位ごとに細分化された詳細なデータを用いることが望ましい。

しかし、前述のような旧来の計算機システムでは、このような細分化されたデータを数多く収集して互いに関連づけることに手間と時間がかかっていた。また、データ量が膨大であるがゆえに、人の手作業によって解析すること自体が容易でなかった。そのため、最終的に品質不良の発生要因を特定して操業改善に至るまでに多大な時間を要しており、その迅速化が課題であった。

2.2 開発技術

JFE スチールは、前述の課題を解決するために、多工程の詳細データを自動で収集して高度なデータ解析を行うことで品質不良要因の特定に寄与する『J-astquad』を開発した³⁾。

『J-astquad』の概要を図 1 に示す。『J-astquad』の重要な機能の一つとして、多工程長手位置合わせ紐づけデータの生成機能がある。この機能は、 casting, 熱延, 冷延, 表面処理工程にわたって鋼板の長手方向に細分化された操業データおよび品質データを収集し、位置を合わせて紐づけたデータを生成するものである。また、『J-astquad』は、鋼板上の位置ごとに細分化された情報をマッピングして可視化

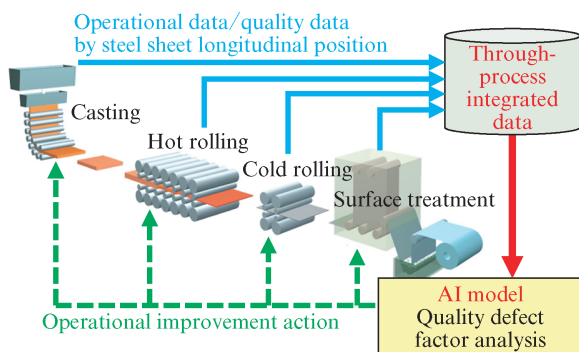


図 1 『J-astquad[®]』の概要³⁾

Fig. 1 Concept of "J-astquadTM"³⁾

©2024 日本鉄鋼協会

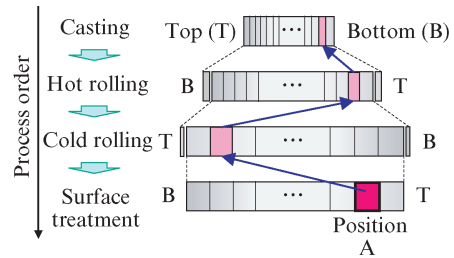


図 2 鋼板の長手位置合わせ紐づけ³⁾

Fig. 2 Through-process longitudinal position alignment linking³⁾

©2024 日本鉄鋼協会

する機能、紐づけデータを活用し、AI (Artificial Intelligence) モデルによって品質不良発生要因を解析する機能、および要因解析結果および関係する実績操業データを一元的に画面表示する機能も持つ。

以下に、これらの機能の詳細を説明する。

2.2.1 多工程データ位置合わせ紐づけ処理

鋼板の各工程の圧延による長さ変化、先尾端の反転などの実績を考慮し、多工程にわたって細分化された長手位置を精緻に合わせてデータを紐づけるロジックを開発した。長手位置の座標情報を持つ品質データに対して、鋼板の全長や収集ピッチの異なる各工程操業データの位置を合わせて結合する。この紐づけは、一部の対象鋼板に生じる途中追加処理工程や鋼板の長手分割処理に対応している。

図 2 に、ある鋼板の製造工程を一例とした紐づけの概念を示す。例えば、表面処理工程における位置 A に対して工程を逆順にたどって紐づける。工程間の鋼板の巻き取りと払い出しの関係から先端と尾端が反転しているため、冷延工程では A に相当する位置が先端側から見て逆転する。また、冷延工程で圧延による長さの変化があることを考慮して圧延前後のデータの位置を合わせる。この後、熱延工程、 casting 工程と遡って、各工程で位置 A に相当するデータ同士を紐づける。

これにより、鋼板単位の代表値データの使用にとどまっていた従来解析と比べて、長手方向に細分化された多工程データの活用により、詳細に実態を解析できるようになった。

2.2.2 AI モデルに基づく品質解析と画面表示

機械学習や統計解析に基づく AI モデルにより品質に影響を及ぼす操業条件を抽出し、品質不良の要因を推定する技術を開発した。図 3 に示すように、多工程にわたって紐づけられた長手位置ごとのデータを用いて AI モデルの学習を行い、モデルから得られる品質に対する操業変数の影響度を算出する仕組みを実装している。本システムでは、解析対象とする品質に応じて、さまざまな手法の中からモデルに用いるアルゴリズムを適切に選択できる構成としている。

また、品質データと、要因として推定される操業変数項目

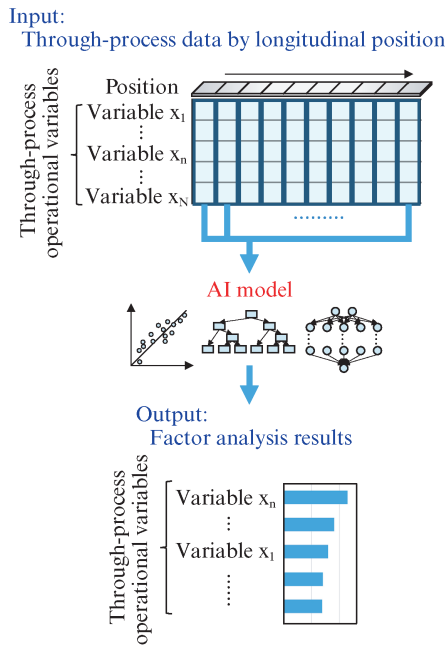


図3 多工程データとAIモデルによる品質不良要因推定³⁾

Fig. 3 Factor analysis of quality defects with through-process data and AI model³⁾

©2024 日本鉄鋼協会

の実績データを突き合わせて画面に表示する仕組みを構築した。多数の鋼板の傾向を大局的に確認する画面では、解析に基づく操業変数の影響度が表示されるとともに、影響度の高い変数と品質の相関を示すグラフが表示される。単一の鋼板を個別に確認する画面では、鋼板の部位ごとの品質状況を可視化した品質マップと、重要操業変数の長手位置データを突き合わせたグラフが表示される。

このような解析機能と画面表示機能により、品質不良要因の迅速な判断および操業変更に寄与している。

2.3 実機適用

『J-astquad』の実機適用について述べる。本システムでは、鋼板長手方向に細分化されたデータの処理量や蓄積量が膨大になることが課題であったが、データをプライベートクラウド環境 J-OSCloud⁴⁾ 上に収集し、データ量に合わせて拡張可能な計算機環境を構築して解決した。

実機適用後の品質不良要因解析および操業改善の事例として、ある期間における品質不良の急激な増加に対して、本システムを用いて要因を解析した事例がある。図3に示すように、AIモデルに基づく操業変数の重要度解析を実行し、算出された重要度が上位であった操業変数 x_n を適切に変更することで、品質不良の発生率を早期に低減できた。

このように、薄板を対象とした本システムの構築と活用により、高品質な薄板の安定的な供給に貢献している。また、今後は順次、他種製品群を対象とした展開も予定している。

3. テクスチャ解析型表面検査装置

薄板製品では、品質保証のために表面検査が行われている。製品の表面検査は、従来オペレータの目視検査により実施されていたが、JFE スチールでは表面検査装置の導入による検査の自動化が進められてきた。表面検査装置は、当初レーザー光を用いる方式のものが導入され、その後カメラを用いた光学式表面検査装置の導入が進んだ⁵⁾。

薄板製品では製造ラインや品種などにより表面状態が異なり、また検出すべき欠陥の形態が多様であることから、1種類の表面検査装置ですべての表面欠陥を適切に検出することは難しい。そのため、JFE スチールでは、製造ラインや検出すべき欠陥に応じて、偏光方式等の独自の表面検査技術を開発し、信頼性の高い検査を実現してきた^{6,7)}。一方で、一部の鋼種に発生する低コントラスト欠陥の自動検出は難易度が高く、課題が残っていた。

今回、従来よりも検出性能が高く、目視検査の自動化に成功したテクスチャ解析型表面検査装置の開発事例を紹介する。

3.1 開発の背景

光学式表面検査装置の構成と処理フローについて説明する⁵⁾。図4に一般的な表面検査装置の処理フローを示す。

一般的に光学式表面検査装置は光源、カメラおよび処理部から構成される。まず、製造ライン上に光源とカメラを設置し、光源より生ずる光をある角度で鋼板に照射し、その反射光をカメラで撮像する。次に、撮像された画像から欠陥部分を検出する。続いて、検出された欠陥部から欠陥の特徴量を算出し、最後に疵種、等級などを弁別する。

欠陥部の検出は、正常部と欠陥部の輝度差によって行うことが一般的である。そこで、欠陥を適切に検出するためには、光源やカメラの設置角度、あるいは使用する光の波長、偏光状態といった光学系と呼ばれる要素を適切に設計する必要がある。

しかし、適切に設計された光学系で撮像された画像を用いても、一部の鋼種に発生する欠陥は、表面性状に起因する正常部のノイズが大きく、かつ欠陥部のコントラストが低

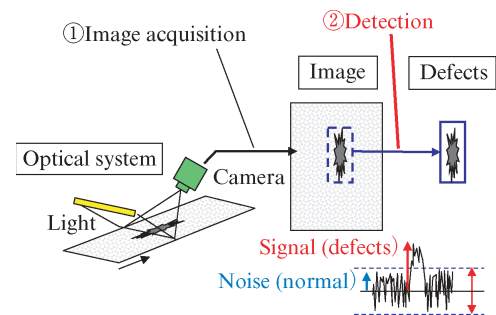


図4 表面検査装置の処理フロー

Fig. 4 Processing flow of surface inspection system

いたために検出できないことが課題であった。

3.2 開発技術

JFE スチールでは、前述の課題に対して、欠陥部の信号が正常部のノイズに埋もれている場合でも、欠陥部を検出できるテクスチャ解析型表面検査装置を開発した⁸⁾。この技術は、欠陥部の検出処理について、人間の視覚認知に着想を得て、従来の輝度差ではなくテクスチャ（模様）の違いに着目したものである

テクスチャ解析型表面検査は大きく2つの手順で実施する。以下に詳細を説明する。

3.2.1 テクスチャ特徴量計算

第1の手順は空間フィルタの適用によるテクスチャ特徴量の計算である。

画像に適切な空間フィルタを適用することで、特定の欠陥のコントラストが強調され、欠陥を検出しやすくなる。しかし、欠陥の向きや大きさによって、効果的なフィルタは異なる。そこで、特定の方向、特定の周波数成分を抽出できるガボールフィルタ（Gabor filters）を複数用いることとした。

図5に波長（周波数）と方向を変化させた16種類のガボールフィルタの波形の虚部をグレースケールのマップで示す。ガボールフィルタを画像に適用することで、そのフィルタの方向と波長（周波数）の成分を強調できる。また、これらの複数のフィルタを画像に適用するため、フィルタの数に応じた抽出されたテクスチャ特徴画像が得られる。適用するフィルタは対象とする欠陥に応じて、追加および選択することも可能である。

3.2.2 欠陥検出

続いての手順は画像の解析に基づく欠陥検出である。各画素に対して、前項の手順で n 個の空間フィルタを適用すると、 n 個のテクスチャ特徴画像が得られる。その n 個のテクスチャ特徴画像の輝度の分布を n 次元平面上にプロットすると、正常部は特定の特徴を持っているため、特定の箇所を中心とした分布になると考えられる。一方で、欠陥部はあるフィルタでコントラストが強調されるので、その次元で

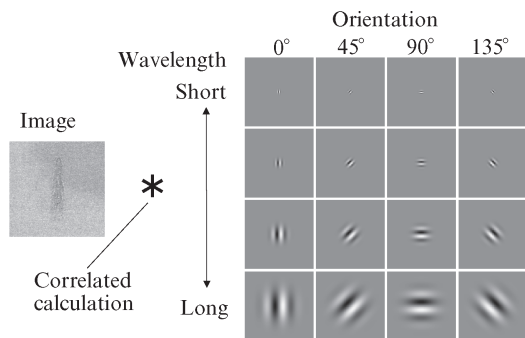


図5 ガボールフィルタの例
Fig. 5 Examples of Gabor filter

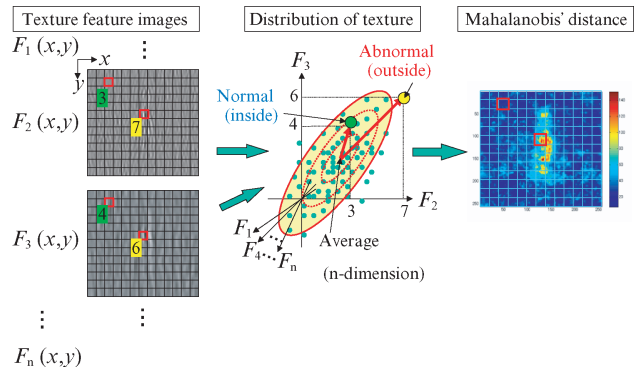


図6 距離に基づいた欠陥検出
Fig. 6 Defect detection based on distance

正常部の分布からは外れる箇所にプロットされる。そこで、平均的な分布の中心からの距離を異常度と定義し、閾値を確率に基づいて定める。

例えば、図5の例で得られたテクスチャ特徴画像から、異常度である距離を計算し、それをカラーマップで表すと図6のようになる。異常度に対して従来の手法と同様に二値化とノイズ処理を行えば、欠陥を検出できる。

3.3 実機適用

最後に実機適用について述べる⁹⁾。提案手法では、特にテクスチャ特徴計算の画像処理の計算負荷が高いという課題があったため、フィルタサイズを大きくする演算の際に、画像を縮小し計算負荷を削減する手法を用いた。さらに、演算のハードウェアとして GPGPU（General Purpose computing on Graphic Processing Unit）を適用することでこの課題を解決した。

また、実機適用においては図7に示すように既設の表面検査装置が設置されている製造ラインで、その検査装置の光源とカメラを用い、各カメラに対して並列に接続し、結果をテクスチャ解析システムに集約した。こうすることで、既設設備と干渉のないレベルアップやシステム統合が可能と

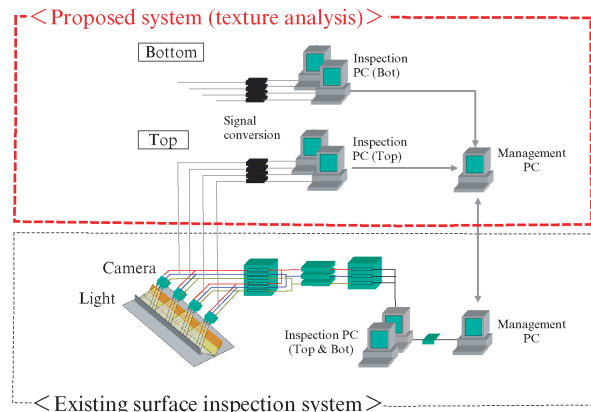


図7 実機システム構成
Fig. 7 System configuration of manufacturing line

なり、製品に関わらず適用可能な汎用性が高いシステム構成を実現した。

実機適用した製造ラインにおいては、以前の表面検査装置ではコントラスト差の小さい一部の欠陥を検出できなかったため、一定長ごとに人間が目視検査する必要があった。本技術の導入後は、全長全幅での自動検査が可能となり、品質管理レベルが向上し、お客様にもよりご満足いただけていると考えている。本技術は、今後も複数の製造ラインの表面検査装置に対して展開する予定である。

4. 設備異常予兆監視システム『J-dscom[®]』

鉄鋼プロセスは設備トラブルが発生した場合の操業への影響が極めて大きく、製品の安定供給を維持するためには、設備異常を早期に検知する技術の導入が不可欠である。しかし、製鉄所では監視対象となる設備の数が非常に多く、かつその種類も多岐にわたるため、従来のように個別に監視ロジックを構築する手法では対応に限界があった。さらに、近年では導入から数十年を経過した老朽設備の割合が増加しており、これに伴い想定外のトラブルの発生頻度も増加傾向にある。これらの課題を解決するため、データサイエンス技術を活用した異常予兆監視システムを開発した¹⁰⁾。今回、開発した設備異常予兆監視システム『J-dscom[®]』の概要と、熱延分野における導入状況について報告する。

4.1 開発の背景

熱延プロセスは、**図 8** に示すように多種多様な機器・設備から構成されており、階層的な構造を有する点が特徴である。この構造に対応するため、監視対象を「計器レベル」「機器レベル」「全体レベル」の3つに分類し、それぞれに適した監視手法を適用している。計器レベルの監視では、単一のセンサーデータに対して信号レベルでの管理ロジックを構築している。機器レベルの監視では、単一データの時

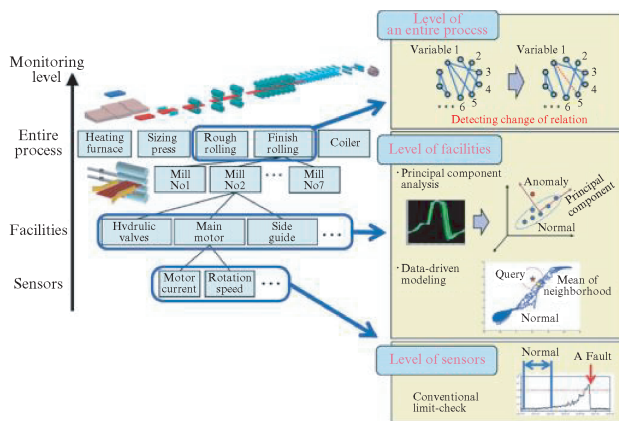


図 8 レベル別異常予兆監視

Fig. 8 Concept of anomaly signs detection by hierarchy level of manufacturing process

間の変動特性の分析や、複数データ間の相関関係の監視を、多変量解析技術を応用して実装している。さらに、全体レベルの監視では、ビッグデータを対象とした相関監視を、ダイナミカルシステムの特徴に適合させた形で適用している。

本稿では、熱延分野で特に適用を強化している「機器レベルの監視」について、以下に詳述する。

4.2 開発技術

機器レベルの監視には、PCA（主成分分析）を用いた波形監視手法と、データ駆動型モデルによる変数間の相関監視手法を導入している。これらの手法により、設備の状態変化を的確に捉え、異常の予兆を早期に検知することが可能となる。いずれの監視手法においても、正常時の基準状態からの逸脱度合いを「異常度」として定量化し、監視指標として活用している。また、監視対象が多数に及ぶことから、異常度の経時的な変化を効率的に把握する手段として、ヒートマップによる可視化を行っている。これにより、異常の傾向や発生箇所を直感的に把握できるようになり、保全対応の迅速化に寄与している。

4.2.1 信号波形の監視

本項では、PCA（主成分分析）を用いた波形監視手法について説明する。一定の繰り返し動作を伴う設備では、設備状態を示す信号波形が安定しており、異常発生時には波形に乱れが生じる傾向がある。この波形の乱れを異常の予兆として捉えることができる。

図 9 に示すように、PCA を適用することで波形の乱れを検知し、異常診断を行う手法を開発した。波形を構成するサンプリング点数を k 点とすると、1つの波形は k 次元空間上の 1 点として表現される。隣接するサンプリング点間には相関が存在するため、正常時の波形群は k 次元空間上で相関を持った分布を形成する。この分布に対して PCA を適用することで、正常波形の特徴を主成分として抽出できる。

主成分分析における Q 統計量は、観測波形が主成分空間にどの程度適合していないかを示す指標であり、主成分に投影されなかった残差の二乗和として定義される。波形監視

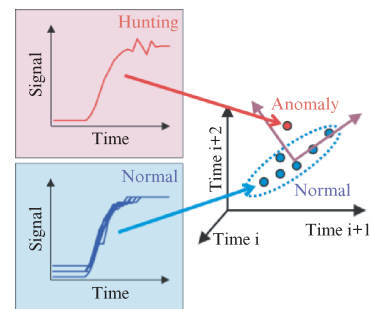


図 9 PCA による波形監視

Fig. 9 Application of PCA method to detecting anomaly sign in facility

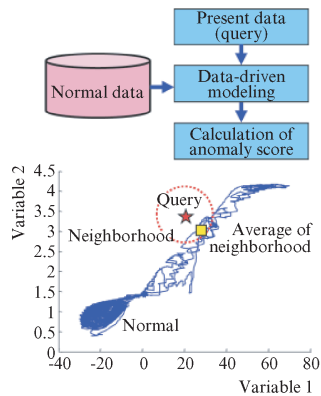


図 10 データ駆動型モデルによる相関監視

Fig. 10 Application of data-driven modeling method to detecting anomaly sign in facility

視においては、Q 統計量が波形の乱れ（例：制御ハンチング）を定量的に表す指標となり、これに基づいて算出される逸脱度を監視することで、異常の予兆を検知している。

4.2.2 変数間相関の監視

本項では、データ駆動型モデルを用いた変数間相関監視手法について説明する。図 10 に示すように、設備の正常状態において複数の計測変数間に一定の相関関係が認められる場合に本手法を適用できる。本手法では、過去の正常時の計測データをデータベースに事前登録し、判定対象となる新たな計測値との類似性を評価することで異常を検知する。具体的には、判定対象データと正常データベースとの間の距離を算出し、その逸脱度を監視指標として用いる。距離の算出には、ユークリッド距離やマハラノビス距離などの統計的手法を適用している。本手法は、変数間に一定の関係性が存在する設備であれば、設備の種類を問わず適用可能であり、汎用性の高い監視技術と位置づけられる。

4.3 実機適用

表 1 に、全社熱延ラインにおける異常検知監視モデルの導入状況を示す。最も多く導入されているのは電動機駆動設備向けの監視モデルであり、加熱炉からコイラーまでの全セクションを対象として導入を進めている。

電動機駆動設備の監視モデルは、主にモータ電流や回転速度などの電動機制御盤から取得されるデータに加え、各種制御指令信号や操業条件等のデータを用いて構築している。また、油圧シリンダー駆動設備に対しては、PCA（主成分分析）を用いた所定動作時の信号波形の監視モデルを実装している。

これらの異常予兆監視モデルの運用により、異常警報を契機とした点検・部品交換・設備復帰が月数件の頻度で継続的に発現しており、設備トラブルの未然防止につながっている。突発的なダウンタイムの未然防止による効果をさらに高めるべく、異常監視モデルの対象拡大を推進している。

表 1 異常予兆監視モデルの導入

Table 1 Introduction of anomaly sign detection model

| Type of unit | Section | Num. of models |
|---------------------------|---------------------|----------------|
| Electric motor drive unit | Reheating furnace | 38 |
| | Sizing press | 16 |
| | Rough rolling mill | 43 |
| | Finish rolling mill | 98 |
| | Coiler | 39 |
| | Table roll | 564 |
| Pump unit | | 22 |
| Hydraulic drive unit | | 109 |
| Total | | 929 |

5. おわりに

JFE スチールでは、操業改善の強化を図るために、『J-astquad[®]』、テクスチャ解析型表面検査装置、『J-dscom[®]』等の DX 技術を導入し、活用している。

- 『J-astquad[®]』は、鋼板長手方向で位置を合わせた多工程データを用いた品質解析により操業改善を迅速化した。
- 表面検査装置では、テクスチャ解析を利用した検査技術を開発し目視検査を自動化した。
- 『J-dscom[®]』は、プロセス全体や機器単体などレベル別の異常予兆監視によって、設備トラブルの未然防止を可能にした。

今後は、これら DX 技術の水平展開を進めることで、より一層お客様満足度の向上に努めていきたい。

参考文献

- 1) 風間彰, 河村和朗, 津田和呂, 杉岡真吾, 宮田淳. JFE スチールにおけるデータサイエンス活用の展開. JFE 技報. 2020, no. 45, p. 1-7.
- 2) 風間彰, 津田和呂. 鉄鋼プロセスにおけるデジタルデータ活用. ふえらむ. 2018, vol. 23, no. 12, p. 66-69.
- 3) 高木宏征, 中川洋, 舞嶽孝二, 愛甲貴広, 久山修司, 平田丈英. 多工程一貫品質データ解析システムの開発. 材料とプロセス. 2024, vol. 37, no. 2, p. 579.
- 4) 小林健一, 久米正洋. プライベートクラウド基盤の構築. JFE 技報. 2023, no. 51, p. 6-10.
- 5) 大重貴彦. 鉄鋼製品の品質評価のための自動検査技術. 計測と制御. 2016, vol. 55, no. 3, p. 228-233.
- 6) 風間彰, 杉浦寛幸, 大重貴彦, 猪股雅一, 上杉満昭, 田口昇. 鋼板表面欠陥の偏光反射特性の解析とその高速検査技術への応用. 鉄と鋼. 2004, vol. 90, no. 11, p. 870-876.
- 7) 大重貴彦, 大野紘明, 腰原敬弘, 橋向智弘, 杉浦寛幸. 表面検査における過検出の抑止に向けた光学的アプローチ. 鉄と鋼. 2022, vol. 108, no. 1, p. 22-28.
- 8) 梅垣嘉之, 腰原敬弘, 剣持光俊. 欠陥の向きを考慮してサブバンド分割したガボールフィルタを用いたテクスチャ解析による鋼板表面欠陥検出技術. 計測自動制御学会論文集. 2024, vol. 60, no. 10, p. 545-554.
- 9) 剣持光俊, 小松原広章, 濱崎あかり, 梅垣嘉之, 腰原敬弘. テクスチャ解析を用いた表面検査装置の開発. 材料とプロセス. 2021, vol. 34, no. 1, p. 136.
- 10) 平田丈英, 蜂谷由佳子, 鈴木宣嗣. データサイエンス活用の異常予兆監視技術. JFE 技報. 2020, no. 45, p. 14-18.