

JFE スチールの計測・制御・システム技術の発展と今後の展望

Development and Future Prospects of Instrument, Control and System Technology at JFE Steel

山口 収 YAMAGUCHI Osamu JFE スチール DX 戦略本部 DX 企画部 グループリーダー
飯塚 幸理 IIZUKA Yukinori JFE スチール スチール研究所 主席研究員・博士 (工学)

要旨

本稿では、JFE スチールのこの 10 年間に於ける計測・制御・システム分野の進歩について、その背景と技術動向を振り返る。高機能製品の作り込みや高効率操業、老朽化した設備の安定稼働など、さらに重要性を増したニーズに対し、AI・機械学習等の 21 世紀に入って発達した技術を取り入れて実用化につなげてきた。多数の具体例とともに開発した技術を概説する。

Abstract:

In this paper, we review the progress in the fields of measurement, control and system at JFE Steel over the past decade, along with the background and technological trends. In response to increasingly important needs such as the production of high-performance steel products, high-efficiency manufacturing, and the stable operation with aging facilities, we have incorporated and put into practical use technologies that have been developed in the 21st century, such as AI and machine learning. The technologies developed with numerous specific examples are outlined in this paper.

1. はじめに

2010 年代にドイツで第四次産業革命である Industrie4.0、日本においては Society 5.0 が叫ばれて久しく、近年では、デジタルトランスフォーメーション (DX) というキーワードの下、ビジネスの変革を目的にデータ活用、操業・作業の自動化が推進されている。技術的には、LLM (Large Language Model) を活用した生成 AI やロボティクスの発達も目覚ましい。ラスベガスで開催された CES 2025 においては、人間同様に自律的に判断し業務を代行する Agentic AI や、自動運転・ロボティクスへの AI 活用の事例が紹介されており、近未来において会社の業務全体の自動化を可能にする技術開発が進んでいるようである。

製鉄プロセスの計測制御においても、その時々における課題・導入時点ごとに、最適かつ最新のデジタル技術を導入し、高品質製品の安定製造を図ってきた。前回の計測制御特集号¹⁾ から 10 年が経過したが、この間の技術進歩は著しい。本稿では、計測・制御・システム技術に関するこの 10 年の技術潮流を具体例とともに概説する。

2. 計測・制御・システム技術の潮流

2.1 インテリジェント製鉄所

JFE スチールでは、**図 1** に示す自ら学習し自律的に最適自動操業を行うインテリジェント製鉄所を目指している²⁾。その実現のためのコア技術が CPS (サイバーフィジカルシステム) であり、仮想空間 (サイバー) に設けた物理/統計モデルと実際の製鉄所 (フィジカル) とを結び付け、仮想空間でのシミュレーションにより見出した最適操業の方案を実際の製鉄所に適用することにより、トラブル抑止、商品歩留り・品質の向上や開発の迅速化、労働生産性の向上および

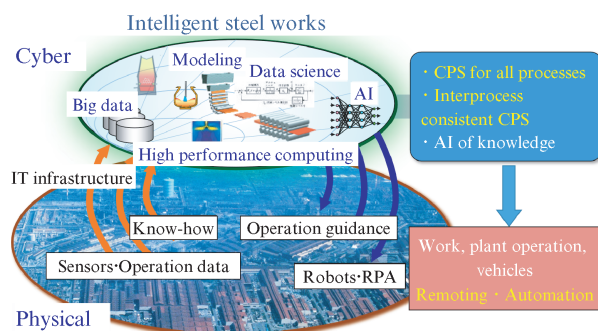


図 1 インテリジェント製鉄所

Fig. 1 Intelligent steel works

2025 年 3 月 17 日受付

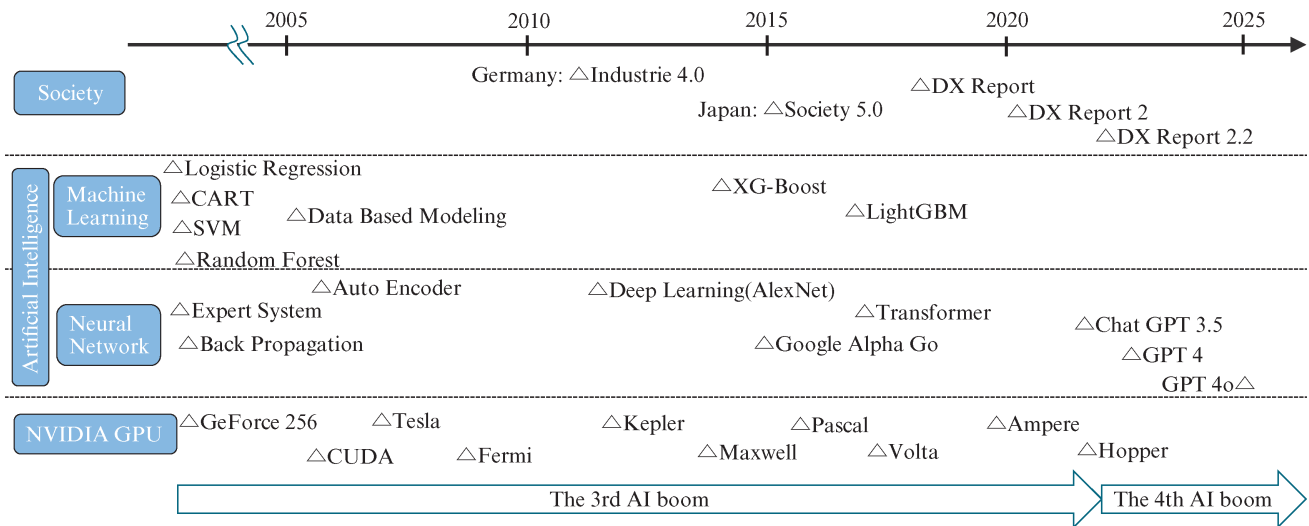


図2 AI 関連技術の発展
Fig. 2 Progress of technologies related to AI

び、熟練者減少への対応を図ろうとするものである。

CPSの構築にあたっては、フィジカルデータを取得する計測技術、サイバー空間におけるモデル（デジタルツイン）をベースとした制御技術、それらを構成するシステム技術が肝要である。

2.2 計測・制御・システム分野を取り巻く潮流

計測・制御、さらにはシステム分野へも影響を与えた2005年以降の社会的な取組、機械学習、AI関連の技術と特にAIの発達に寄与しているGPU（Graphics Processing Units）の潮流を図2にまとめる。

2011年にドイツでIndustrie4.0が提唱され、日本でもSociety5.0として取り組みが進んでいる。経産省からは、2018年にDXレポートが発行され、レガシーシステム刷新の必要性、デジタル産業への変革が語られた。それに活用できる技術は米国を中心として著しく発達した。

2000年代から、第3次AIブームに入った。主として大量のデータを元に機械学習により分類や回帰を行うことができるモデルを構築し活用する時代である。機械学習モデルのアルゴリズムは2000年以前から順次提唱されていたが、学習用のデータの蓄積と計算速度の高速化が機械学習の実装を加速させたといつてよい。XG-BoostやLightGBMなど、予測誤差を低減させるアルゴリズムが考案され、Kaggleなどで優位性を示した。

ニューラルネットワークでは、2012年にAlexNetが発表され、Deep Learningの時代が始まったと言える。その後、NVIDIA製のGPUの発達も加わり、アルゴリズムも著しく進歩してChatGPTをはじめとする近年の生成AIの登場に至っている。

3. 計測技術

3.1 計測技術開発のトレンド

計測技術は、古くは放射测温と放射線の研究開発から始まり、光画像、超音波、電磁気、電磁波と手法が広がるとともに、1980年代の新製鉄所の建設に対応して寸法形状計測、表面検査、非破壊検査とさまざまな適用が進んできた³⁾。1990年代以降は、高級鋼の製造・品質保証のための品質計測、高効率安定操作のためのプロセス計測ニーズに対応して、デジタル技術の発展を背景に各種計測技術の高度化が図られてきた。近年では、グローバル競争が激しくなる中で、上記ニーズに対する要求はますます厳しくなっており、加えて、生産労働人口減に対応した省力化のための自動計測や設備管理のための計測技術といったニーズへの対応も課題となってきた。

計測技術の要素は、図3に示すように、センサ、信号処理、データ処理で構成され、いずれのシーズ技術も電子技術や機械学習など先端技術の発展の恩恵を享受できる。このため、最新のシーズ技術をいち早く取り込むことで新しいニーズに対応して高度化を図っている。

計測技術の発達について、前回の計測制御特集号¹⁾以降の10年を俯瞰すると以下のとおりである。前回は、センサの高精細化、信号処理の高速化、周辺デバイスの汎用化・

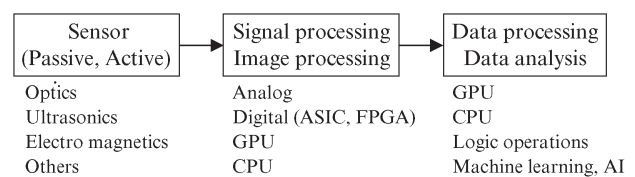


図3 計測技術の要素
Fig. 3 Elements of instrumentation technology

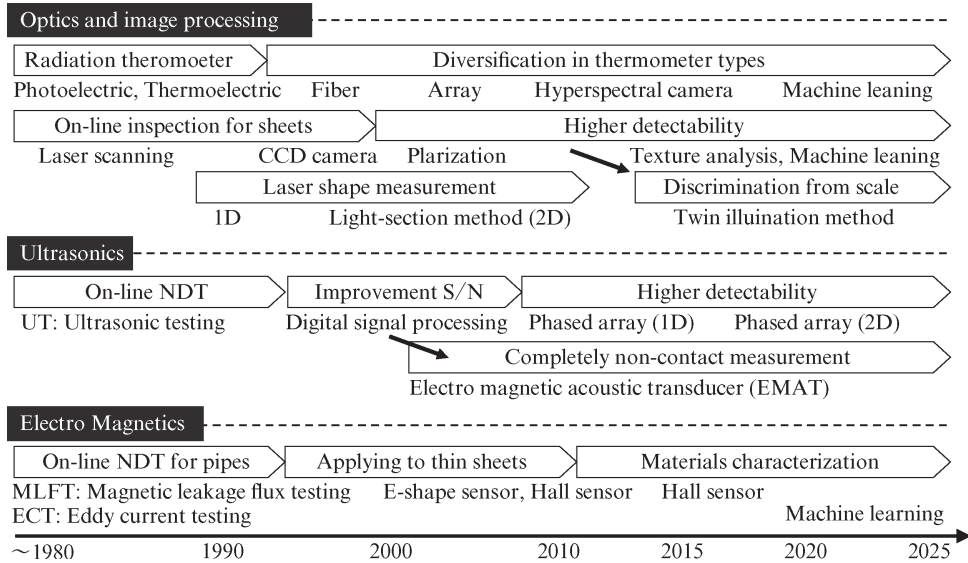


図4 主要な計測技術のトレンド

Fig. 4 Trends in major instrumentation technologies

安価化をトレンドとしていたが、この流れは基本的に変わっていない。むしろ、より加速しているとも言え、大量のデータを容易に扱えるようになってきた。さらに、データのビッグデータ化に合わせてAI・機械学習の適用が一気に進み大きな潮流になっている。また、観測可能な測定量を用いたモデルに基づいて直接測定できない量を求める手法の実用化も進んできた。このようなAIやモデルと融合した計測技術は今後も大いに発展していくであろう。

3.2 主要な計測シーズと開発事例

計測分野は用いるシーズによって、センサの原理や周波数・波長などが異なるため、より詳細には、個別に見ていく必要がある。図4に主要な計測手法である光画像、超音波、電磁気に関して各技術トレンドを示した。以下、各詳細を説明する。

3.2.1 光画像計測

鉄鋼計測では、高速・高温といった測定対象が多く、遠隔から非接触で測定できる光学的手法は、放射測温から表面検査まで幅広く適用される主要なシーズ技術である。鉄鋼のみならずさまざまな産業で適用されるため、メーカーが多く、先進的かつ汎用的なセンサを活用でき、画像化が比較的容易であることから種々の画像処理技術も活用できるシーズ分野である。

その代表例として、ツイン投光差分方式を用いた表面検査装置⁴⁾があげられる。表面検査は、当初のレーザ方式から2000年以降はリアカメラやエリアカメラを用いた方式が主流となり、表面の均一な薄板分野から実用化が進んだ。一方、鋼管や厚鋼板などの熱間圧延肌では、黒皮による表面模様と疵との区別が課題であった。これに対し、ツイン投光差分方式では、図5に示すように照明を2方向から照ら

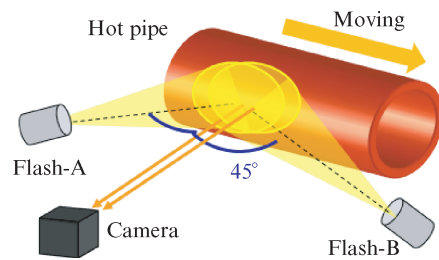


図5 ツイン投光差分方式による表面検査⁴⁾

Fig. 5 Surface inspection using twin-illumination and subtraction technique⁴⁾

Copyright 2019 The Iron and Steel Institute of Japan

し、それぞれの影の現れ方が疵と模様とで異なることを利用して差分処理で凹み疵を強調する。照明にストロボを用いて1/10 000秒差で2枚のエリア画像を取得し、差分処理を行うことでSN比を向上させ、さらに画像に対して機械学習を併用することで模様と疵との識別能力を向上させたことで、鋼材の自動表面検査を実現した。ハードウェアに安価な汎用デバイスを利用することで装置全体のコストを抑え、近年の計算機能力を活用することで飛躍的な性能向上を図った事例と言える。

薄板の表面検査では、表面の油膜や光沢部との識別に由来から偏光技術を活用してきたが、コントラストの低い疵の検出力向上は課題であった。これに対し、疵の向きを考慮した空間フィルタを画像に施した後、健全部からの差異を統計的に抽出するテクスチャ解析を用いた表面検査技術を開発した⁵⁾。この例では、GPUを用いることでリアルタイム画像処理を実現している。

新たなデバイスの活用では、イメージング分光ができるハイパースペクトルカメラの活用も進んできた。放射測温にお

いては、物体の放射率によって放射輝度が変化し、誤差要因となることが知られている。これに対し、分光データの主成分分析を行うことにより、放射率変動の影響を受けない主成分を用いて放射測温を行う技術を開発した⁶⁾。本技術は酸化膜厚の変化で放射率が変動するステンレス鋼板の焼鈍ラインにおいて実用化している。

その他、レーザ式 2D 距離計や CCD 式 2D 温度計も汎用デバイスをベースに応用展開が進んでおり、それらは本特集号でも紹介されている^{7,8)}。また、スマートフォンの活用が進んできた⁹⁾ こともこの 10 年での特徴である。

3.2.2 超音波計測

超音波計測は、特に物体内部への透過性に優れるとともに放射線と比較した扱いやすさから、古くより非破壊検査では主流の技術である。

1980 年代にはオンライン自動探傷技術として確立していたが、超音波の周波数が MHz 帯であることから、1990 年代になってデジタル信号処理が適用できるようになり、同期加算平均処理やチャープ波パルス圧縮処理といった SN 比改善技術が実用化され、検出能や信頼性が一段と向上した。当初は専用の LSI が必要だったが、現在では FPGA (Field Programmable Gate Array) を使って所望の信号処理が容易にできるようになってきた。それに伴い、フェーズドアレイ技術の多素子化と装置の低廉化が進み、2000 年代からは工業的な実用段階に入った。

フェーズドアレイ技術によって超音波の集束や偏向、走査が自在にできることから、JFE スチールではこの技術を活用して超音波探傷の高度化を図ってきた。前回の特集号で紹介した電縫鋼管の溶接部品質検査¹⁾ は 1D アレイであったが、2D マトリクスアレイも工業的に見合うコストで実現できるようになった。図 6 に示すように UOE 鋼管溶接部探傷へ適用し¹⁰⁾、高感度かつ再現性の高い探傷技術として実用化した。

シングルプローブで得た複数の信号を用いることでフェー

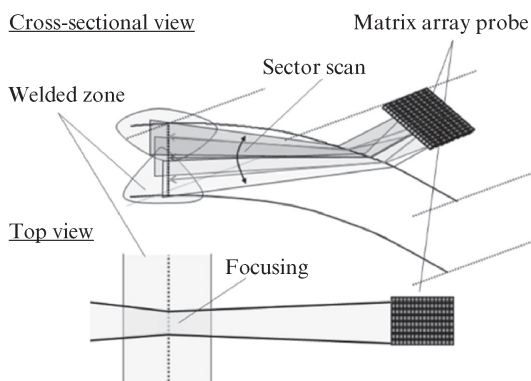


図 6 マトリクスアレイによる UOE 鋼管溶接部超音波探傷¹⁰⁾
Fig. 6 Ultrasonic inspection of weld for UOE pipe using matrix array probe¹⁰⁾

Copyright 2022 The Iron and Steel Institute of Japan

ズドアレイと同様な効果を得る開口合成法も、GPU の適用でリアルタイムに行なえるようになり、高感度化に有効であることを確認している¹¹⁾。

また、従来、感度が低いことからほぼ接触測定が必要だった電磁超音波法にもデジタル信号処理を適用することで感度を向上させ、完全非接触での熱間測定を実現した¹²⁾。この技術はセンサやエンジニアリングの工夫と合わせて連続鑄造機における最終凝固位置 (クレータエンド) の測定を実現し¹³⁾、内部品質の改善に貢献している。

3.2.3 電磁気計測

電磁気現象を利用した渦流探傷や漏洩磁束探傷も古くから非破壊検査で主流の技術である。主に鋼管の自動探傷技術から適用が始まり、1990 年代にはホール素子や E 型センサを用いた薄鋼板介在物検査、ヘゲ検査など、適用対象を拡大してきた。最近、材質に敏感である特徴に着目した新たなニーズへの応用と、機械学習の活用が進んでいる。

漏洩磁束法では、薄鋼板における数 μm 程度の微小な凹凸欠陥検出を実現している。これらの欠陥は部分的に行われる目視での砥石掛け検査が必要な対象であり、以前から光学的手法での検出技術の開発が試みられてきた対象であるが非常に難易度が高かった。これに対し、この欠陥がロールによる押し疵であることから、歪によって磁気特性が変化するであろう点に着目し、漏洩磁束法の適用を着想した。ロールの周期を利用した同期加算平均による SN 比改善も加えることで、実用化を達成している¹⁴⁾。

また、組織の違いにより電磁気的な特性が異なることに着目し、渦電流方式による厚板のハードスポット検査も実現している。ここでは、図 7 に示すように、複数の電磁気特徴量の測定データに機械学習を用いることで、より高い測定精度を得ることに成功し¹⁵⁾、実用化を達成している。

機械学習の適用では、この他に、E 型センサによる渦流式ヘゲセンサの信号波形にロジスティック回帰を用いて過検出率を低減させた例もあり¹⁶⁾、今後も機械学習の適用は進んでいくものと思われる。

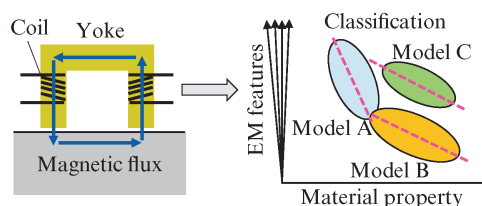


図 7 渦流信号の機械学習を用いた厚板表面ハードスポット検査
Fig. 7 Hard spot inspection of plate surface using eddy current testing with machine learning

4. 制御・システム技術

4.1 制御・システム技術開発のトレンド

自動制御という概念は、蒸気機関で有名な James Watt に始まると言われている。Watt は、蒸気機関の回転数を一定にするために、遠心调速機 (Governor) を考案した。遠心调速機は回転する軸の回りのおもりが遠心力により外に振れることを利用する。蒸気機関の場合であれば、おもりの外への振れがシリンダーへ蒸気を導く弁を閉じる方向に作用するようにしておく。出力が上がり回転が速くなるとおもりが振れて弁を閉じようとし、出力を抑える。出力が下がるとおもりが戻り弁を開こうとし出力を上げる。この逆方向の制御 (負帰還, ネガティブフィードバックともいう) の微妙なバランスにより機関の回転数を一定に保つことができる。

制御手法は、このような一入力一出力のシンプルなものから、対象とするプラントを線形常微分方程式でモデル化し、多入力多出力をも取り扱う最適制御 (1950 年代)・ $H\infty$ 制御 (1980 年代) などに代表される現代制御理論に発展した。

このような線形時不変のシンプルな事例に比べて、近年では制御対象とするプロセスが複雑化してきたため、適切な手法の選定とシステム構築が必要となってきた。2005 年あたりから、センサから得られるデータを活用したデータ駆動型モデリングが盛んに適用されるようになった。JFE スチールでも DBM (Data Based Modeling) に始まり、XG-Boost, Light GBM などの勾配ブースティングによる予測誤差を低減させる技術など、その時々最新の技術を活用してきた。さらに近年では、Deep Learning に代表される第 3 次 AI の制御への適用も盛んに研究されている。

自動車の自動運転と同様に、製鉄所の操業においてもオペレータとの協調が重要な課題となってきており、シェアードコントロールという概念も出てきている¹⁷⁾。

前述のとおり、JFE スチールではインテリジェント製鉄所

の実現を目指している²⁾。そのコア技術は、サイバーフィジカルシステム (CPS, 図 8) であり、数式モデルや統計モデルで表される仮想モデルの構築が制御の鍵となる。そのため代表的な技術について、次節で説明する。近年、GPU を活用して非線形の熱流体モデルを高速に計算することもできるようになり、さまざまなプロセスの CPS 化が可能となっている。

4.2 主要な制御・システムシーズと開発事例

4.2.1 モデル予測制御

モデル予測制御とは、制御対象を精緻にモデル化 (物理モデル, 統計モデル等) し、プラントの未来の挙動を予測し、予測値が目標どおりになるように、操作量を決定するアルゴリズム全般を指す。図 9 にモデル予測制御の概念を示す。その開発の歴史は 1960 年代に遡り、はじめは時定数の長い化学プロセスなどで活用されてきた。当初はオフラインで制御器を計算して実装していたが、計算機の著しい進歩により、1997 年にはじめて実時間制御として実装された¹⁸⁾。また、後述するデータ同化を併用して、センサからのデータに合致するようモデルのパラメータを補正し予測精度を高めることにより、実用的な手法になったと言える。

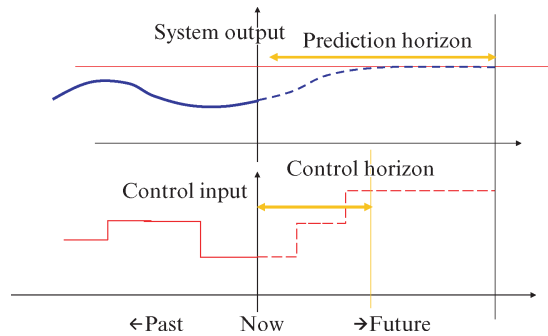


図 9 モデル予測制御の概念図

Fig. 9 Concept of model prediction control

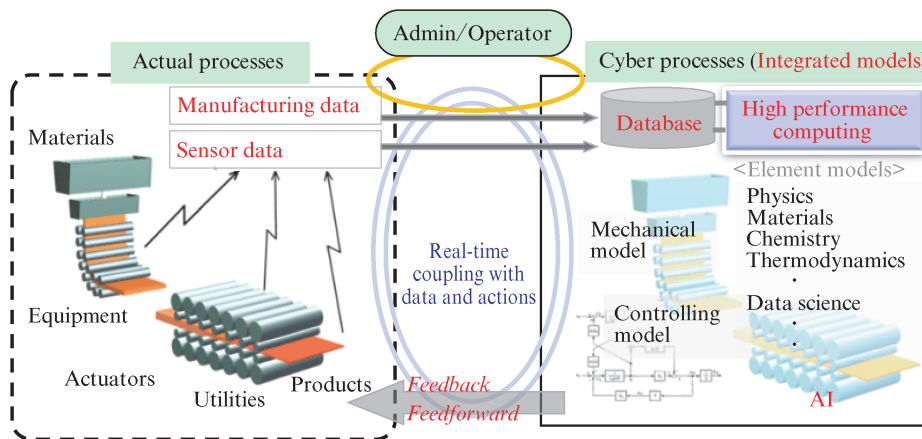


図 8 サイバーフィジカルシステムの概念図

Fig. 8 Concept of Cyber Physical Systems

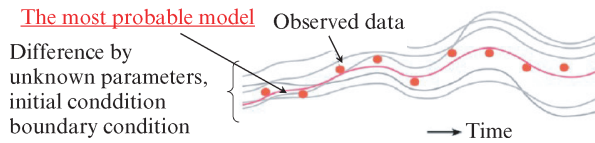


図 10 データ同化の概念図

Fig. 10 Concept of data assimilation

JFE スチールでの適用事例としては、高炉の溶銑温度制御^{19, 20}、製鉄所の燃料・電力運用ガイダンス²¹、インテリジェントスキンプラス²²などで活用している。転炉の吹錬制御においても、内部状態（成分、温度）をリアルタイム・高精度に推定するため、物理モデルと物質収支モデルを組み合わせてモデルを構築し、制御に活用している²³。

4.2.2 データ同化

データ同化とは、モデル計算とセンサ情報との融合により、モデル計算の高精度化を図る手法全般を指す。図 10 に示すように、現在の計測値に適合するモデルを探索する技術で、1950 年代から気象予測などに活用されてきた²⁴。

JFE スチールでは、高炉の溶銑温度制御での Moving Horizon Estimation²⁰ やフェロコックス乾留制御での粒子フィルタ²⁵などの活用事例がある。転炉内部状態リアルタイム推定モデルでは、物理モデルの排ガス予測値と物質収支モデルでの計測値が合致するようおのおのモデルを補正するパラメータを調整するアプローチをとっている²³。

4.2.3 AI・機械学習

製造プロセスから得られる大量のデータで学習させたモデルにより、プロセスのセットアップや異常検知、ガイダンスに活用する事例もこれまで数多く報告している。DBM (Data Based Modeling) による厚板の荷重予測²⁶や、高炉のオペレータが目視で確認しているチャートを畳み込みニューラルネットワークを活用して読み取り、制御に活用して安定操業につなげた事例²⁰、製鉄設備の異常予兆監視技術への活用 (J-dscom[®])^{27, 28}、AI 技術を用いた制御故障復旧支援システム (J-mAIster[®])²⁹などがある。

本特集号でも、TCM スケジュール計算におけるニューラルネットワークの活用事例が紹介されている³⁰。具体的には、従来、オペレータが手動設定していた圧延スケジュール（各 TCM スタンドの圧下率、張力設定）に、機械学習を適用し、シェアードコントロールシステムを構築した。圧延スケジュールの最適化のため、高能率のスケジュールを選択的に学習させ、高能率操業を実現したものである。

また、クラスター圧延機のリアルタイム形状制御にディープラーニングを活用し、熟練オペレータと同等の制御性能を確認し、実機活用に至っている事例³¹もあり、今後ますますプラントの制御へのディープラーニングの活用事例が増えていくものと想定される。

4.2.4 最適化技術

製鉄所を円滑に運用する上では、原料搬送から製品デリバリーに至るまで製造順序や物の配置などを適切に決定する必要がある。品質の担保、あるいは設備の能力などの制約条件の下で製造コストの低減や納期遵守率を目的関数とした最適化問題として定式化される。市販の高速な線形計画ソルバーがあるものの、実際の問題を現実的な計算時間で最適に近い解を得るためには創意工夫が必要となる。高炉に装入する焼結鉱の配合を決定する問題では、粒子群最適化法と線形計画法を組み合わせたハイブリッド解法を提案し、所定の計算時間で高精度な解を得ることに成功した³²。

5. おわりに

この 10 年間の JFE スチールにおける計測・制御・システム技術の進歩を総括してきた。計算機および機械学習/ディープニューラルネットワークに代表される AI 技術の発展がセンサや制御システムの開発に大きな影響を与え、検出性能・制御性能の向上を実現したと言える。

日本における労働人口減少の傾向に拍車がかかる情勢下で、社会・企業とも AI を活用した自律化・自動化に向かっている。計測・制御・システム技術はそれを牽引する重要なシーズ技術であり、今後も積極的に先端技術の導入と実用開発に取り組み、DX を推進していく。

参考文献

- 1) 浅野一哉, 飯塚幸理. JFE スチールにおける計測制御技術の進歩. JFE 技報. 2015, no. 35, p. 1-7.
- 2) JFE ホールディングス DX REPORT 2021, p. 6.
- 3) 風間彰, 永田泰昭, 森本勉, 腰原弘. プロセス計測技術 100 年の進展と今後の展望. 鉄と鋼. 2014, vol. 100, no. 10, p. 1220-1228.
- 4) Ono, H.; Ogawa, A.; Yamasaki, T.; Koshihara, T.; Kodama, T.; Iizuka, Y.; Oshige, T. Twin-illumination and Subtraction Technique for Detection of Concave and Convex Defects on Steel Pipes in Hot Condition. ISIJ International. 2019, vol. 59, no.10, p. 1820-1827.
- 5) 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.
- 6) 剣持光俊, 大重貴彦, 津田和呂. 主成分分析を適用した放射率変動の影響を受けにくい放射温度計と実機適用例. JFE 技報. 2020, no. 45, p. 8-13.
- 7) 田中雄翔. 鋼片刻印読み取り装置の開発. JFE 技報. 2025, no. 56, p. 45-48.
- 8) 高田英紀, 渡邊孝祐, 佐々木聡洋. 冷延プロセスライン溶接状態監視装置の開発. JFE 技報. 2025, no. 56, p. 54-59.
- 9) 塚本勇介, 松井穰, 羽賀真一. AR マーカーとスマートフォンを用いた鋼管の溶接位置ずれ計測手法. 材料とプロセス. 2023, vol. 36, no. 2, p. 531.
- 10) Matsui, Y.; Iizuka, Y. Development of New Inspection Method for LSAW Pipes Using Matrix Phased Array UT. ISIJ International. 2022, vol. 62, no. 1, p. 165-172.
- 11) 寺田一貴, 松井穰. 超音波開口合成法を活用した丸棒鋼の高感度探傷技術. 材料とプロセス. 2021, vol. 34, no. 2, p. 377.
- 12) Iizuka, Y.; Awajiya, Y. High Sensitivity EMAT System using Chirp Pulse Compression and Its Application to Crater End Detection in

- Continuous Casting. Journal of Physics. Conference Series. 2014, 520, 012011.
- 13) 西澤佑司, 外石圭吾, 田中智紘, 飯塚幸理. 高感度電磁超音波法による連続鋳造の凝固完了位置(クレーターエンド)検知. JFE 技報. 2025, no. 55, p. 42-48.
 - 14) 腰原敬弘, 加藤宏晴, 長棟章生. 漏洩磁束法による鋼板凹凸表面欠陥の検出法の開発. 鉄と鋼. 2014, vol. 100, no. 11, p. 1380-1385.
 - 15) Terada, K.; Matsui, Y.; Izumi, D.; Imanaka, H.; Fujiwara, T. Development of Non-destructive hardness evaluation technique for surface of TMCP steel plates. 2024, AMPP 3rd Conference.
 - 16) 重藤祐輔. 酸洗へげ検出センサの検出性能向上技術の開発. JFE 技報. 2025, no. 56, p. 49-53.
 - 17) 北村章, 岸真友. 高能率・安定圧延を実現する人とシステムのシェアードコントロール. 材料とプロセス. 2022, vol. 35, no. 2, p. 326.
 - 18) 大塚敏之. 非線形モデル予測制御の研究動向. システム//制御//情報. 2017, vol. 61, no. 2, p. 42-50.
 - 19) 橋本佳也, 北村洋平, 西野高啓, 岡本悠揮, 海瀬達也. 高炉溶銹温度制御ガイダンスの開発. 材料とプロセス. 2019, vol. 32, no. 2, p. 608.
 - 20) 益田稜介, 橋本佳也, 齋藤涼, 平原匠, 獨古春輝. サイバーフィジカルシステムによる高炉操業の改善. 材料とプロセス. 2024, vol. 37, no. 2, p. 497.
 - 21) 鈴木勝也. 製鉄所燃料・電力運用ガイダンスシステムの開発. 材料とプロセス. 2024, vol. 37, no. 2, p. 313.
 - 22) 小笠原知義, 館野純一, 浅野一哉. 福山 4SKP におけるインテリジェント多変数最適制御技術の開発. JFE 技報. 2018, no. 42, p. 22-27.
 - 23) 加瀬寛人, 富山伸司, 佐藤新吾. 転炉内部状態リアルタイム推定モデル. JFE 技報. 2025, no. 56, p. 8-14.
 - 24) 石橋俊之. 大気解析のための変分法データ同化における背景誤差共分散行列の根の定式化. 統計数理. 2022, vol. 70, no. 2, p. 181-193.
 - 25) 橋本佳也, 庵屋敷孝思, 藤本英和, 津田和呂. データ同化法によるフェロコークス乾留炉ヒートパターン制御. JFE 技報. 2020, no. 45, p. 32-38.
 - 26) 茂森弘靖. Just-In-Time モデリングによる高精度プロセス制御技術の実用化と全社展開. JFE 技報. 2015, no. 35, p. 8-13.
 - 27) 松下昌史, 平田丈英, 鈴木宣嗣, 須江龍裕, 辻博史, 飯塚幸理. 熱延プロセス異常診断システムの開発. 材料とプロセス. 2020, vol. 33, no. 1, p. 189.
 - 28) 原田洋平, 平田丈英, 松下昌史. データサイエンスに基づく熱延設備の異常予兆検知技術. 材料とプロセス. 2022, vol. 35, no. 2, p. 375.
 - 29) 衛藤彩香, 諸岡伸幸, 富永太志. 制御保全支援システムの開発. JFE 技報. 2020, no. 45, p. 54-58.
 - 30) 山崎達矢, 向山瑛彦, 矢島昌英. タンデムミルパススケジュール設定 AI システムの開発. JFE 技報. 2025, no. 56, p. 15-20.
 - 31) 北村拓也, 植野雅康, 齋藤晋. データサイエンスを用いた 12 段クラスター型圧延機の形状制御技術の開発. 材料とプロセス. 2023, vol. 36, no. 2, p. 565.
 - 32) 熊野徹, 山元隼, 石垣雄亮. 原料物流・ヤード操業と保全における DS-CPS 技術の活用. JFE 技報. 2022, no. 49, p. 86-91.