

# JFE スチールにおけるデータサイエンス活用の展開

## Development of Utilization on Digital Data in JFE Steel

風間 彰	KAZAMA Akira	JFE スチール	常務執行役員
河村 和朗	KAWAMURA Kazuo	JFE スチール	データサイエンスプロジェクト部長 (理事)
津田 和呂	TSUDA Kazuro	JFE スチール	データサイエンスプロジェクト部 主任部員 (部長)
杉岡 真吾	SUGIOKA Shingo	JFE スチール	データサイエンスプロジェクト部 主任部員 (部長)
宮田 淳	MIYATA Jun	JFE スチール	技術企画部 主任部員 (部長)

### 要旨

JFE スチールの製造プロセスにおけるデジタルデータ活用は 20 世紀中盤、わずか数十台のコンピュータ導入から始まった。それでも当時は産業界最先端の自動化への挑戦だった。そして今現在は、製造の IoT 化と、あらゆる事象をデジタルデータ化して活用するためのデータサイエンス、AI 等の研究開発と実装を進めている。本稿では、データサイエンスを軸に JFE スチールにおけるデジタルデータ活用の歴史と近年の取り組みを概観した上で、最新の概念である CPS (Cyber Physical System) による鉄鋼製造の技術革新の方向性と課題について論ずる。

### Abstract:

Utilization of digital data on steel works in JFE Steel started at the middle of 20th century with introducing only several dozens of computers. It was a top level challenge for automation. Recently, installing IoT into production lines, applications and R&D on data science, AI and corresponding technologies are being proceeded to utilize big data. In this paper, history of utilization of digital data in JFE Steel is overviewed. Then, direction and challenges in steel production on recent technological innovation with state-of-the-art concept 'Cyber Physical System' is discussed.

## 1. はじめに

日本の鉄鋼業は、第二次大戦後の 1955 年には戦前の粗鋼生産量を回復し、その後大きな成長を遂げた。この原動力は、日本各地に建設された当時世界で最も近代化された製鉄所であった。効率的な工場レイアウトを敷き、当時最新の製造設備を導入、加えて独自開発の技術を数多く盛り込んだ。そして、品質、生産性、省エネなどさまざまな指標において世界最高レベルの製鉄所が各地にでき上がり日本の発展を支えた。この発展の中核を成した共通技術が、製造プロセスへのコンピュータの導入による自動化であり、この時期は日本の鉄鋼業におけるデジタルデータ活用の黎明期と言える。その後、現在に至る期間には情報インフラとコンピュータ及びアプリケーションソフトウェアを軸とする IT の著しい進歩があった。JFE スチールにおいても、この進歩に同期して、製造プロセスにおけるデジタルデータの活用を常に進めてきた。本稿前半では、半世紀に渡るこの歴史を概観してみる。

21 世紀に入り、情報インフラが発展してデータ量が指数関数的に増大すると、高度なデータ分析による課題解決法としてデータサイエンス (Data Science; 以降 DS) が脚光を

浴び、また、いくつかのブレークスルーを経た AI が爆発的な実装段階へと移行した。そして、産業はまさに第 4 次のイノベーションを迎えつつある。先進的な学習、認識、予測手法を含む DS、AI といった技術の特徴は、大きな設備改造を伴わずに最大効率化などが図れることである。しかも使い方によっては安定性、省エネ、低コスト、品質など複数の目的を同時に果たすという、人知を大きく超えた課題に解をもたらしてくれる。本稿後半では、JFE スチールにおけるこうした革新技術の適用について、本技報の別稿を参照しながら、現在の取り組みと今後の展開、及び課題について述べる。

## 2. JFE スチールにおける DS 活用の歴史

### 2.1 プロセスコンピュータ導入の黎明期

管理系ビジネスコンピュータ及び操業系のコンピュータは 1940 年代に普及が始まり、OA 化とともにデータを用いた生産計画の自動化などへも活用されはじめていた。一方、速度が要求されるプロセス制御用コンピュータの実装は 20 世紀中盤以降である。1969 年における当時の高炉 5 社のプロセスコンピュータ導入数は合計で 137 台との記録<sup>1)</sup>がある。粗鋼年間生産量は現在とほぼ同量の約 9 千万トンであるので、チップ型プロセッサを含めると、ひとつの製造ラインに無数の制御関連コンピュータが稼働している現在と比

2019 年 10 月 1 日受付

較すると、きわめて少数である。現倉敷地区と福山地区を合わせてデジタル計算機はわずか 59 台であったが、この後は急速に導入が進む。1973 年の文献<sup>1)</sup>に「4 年前に比べて 250% の導入台数となり（中略）計算機制御の有効性を証明するとともに、この間に建設された新設備、新製鉄所にはほとんど例外なく適用されている」とある。つまりコンピュータによるプロセス制御の有効性は未知であったが、必須技術として導入を進めたということであろう。ただしこの時点では、必要最低限の制御ループを回すか、手動またはアナログコンピュータの動作をデジタル化したものであって、データ活用はまだ上位コンピュータのみの世界だった。

## 2.2 デジタルデータ活用技術の進展

コンピュータ制御の進展とともにネットワークとストレージの整備も進み、各種データを豊富に蓄積できるようになった。JFE スチールにおいても 1980 年頃からプロセスの生のデジタルデータを活用し、今で言う DS の手法を用いた技術の開発と実用化が本格化した。この様子を概観してみる。

本稿末尾に、JFE スチールにおける DS、AI 技術への取り組みの年表を示す。横軸に年代、縦軸に適用分野、白地の四角内は目的、青字は要素技術である。個々には論文タイトル、内容の抜粋を記した。1970 年代中盤までは上位階層の計算機による生産計画の自動化、最適化への取組みと、高炉炉頂からの原料装入制御、連続鑄造制御など上工程のプロセス制御への導入から進められた<sup>2)</sup>。80 年代にマイクロコンピュータの普及が始まると、ようやく製造プロセス階層において工程を問わずデータ解析的手法を使う技術が展開されるようになる<sup>3)</sup>。1980 年代後半から 90 年代前半のトピックスは、エキスパートシステムに代表される AI の実装であろう。工程計画作成などの熟練オペレータの知識を電子化する AI は、従来の物理モデルベースのプロセス制御においても期待が大きく、高炉をはじめ多くの開発の実装が成された<sup>4-8)</sup>。ただし、知識ルールベースの AI は、複雑化が進むプロセス制御においては十分な能力と適応性を発揮できず、後々まで生き残ったシステムは少なかった。一方で、例えば高炉装入物分布への推論技術<sup>9)</sup>、局所回帰モデルによる溶鋼流動の最適化<sup>10)</sup>など、プロセスのモデリング技術は進化し、制御以外の課題にも適用されるようになる。局所回帰手法は、今現在に至るまで製品の品質バラツキ低減<sup>11)</sup>などさまざまなに応用され、全社展開<sup>12)</sup>された重要な DS 要素技術である。また 90 年代後半ころより、物流最適化における遺伝的アルゴリズム<sup>13)</sup>、操業管理への制約プログラミング<sup>14)</sup>といった先進的探索アルゴリズムが開発・実装<sup>15-17)</sup>されて効果を発揮した。冒頭に述べた通り DS 的手法は主にソフトウェアとして実装されるため、期待経済効果に対し投資額が少なく済む場合が多い。しかも適応可能性のある課題は膨大であったため、研究開発においては、2000 年頃に DS 技術への開発投資が旧来の制御技術開発への資源配

分を大きく上回るようになった。しかし、多変量最適化、ダイナミック制御、外乱オブザーバなどの先端的制御方法の開発が DS 要素を組み込んで進められ<sup>18,19)</sup>、従来制御の課題をも解決してきている。

21 世紀に入ってから ICT (Information and Communication Technology) のさらなる進歩、ベイズ推定系の新展開、Deep learning ほか AI のブレイクスルー、GPGPU (General Purpose Graphic Processing Unit) など、DS の進化を加速させる理論、ハード、ソフトが数多く登場した。JFE スチールではこれらを積極的に活用し、かつて計算能力面で諦めざるを得なかった工程シミュレータ<sup>20)</sup>、メタヒューリスティクス探索によるスケジューリングエンジン<sup>21)</sup>などが開発・実装され、熟練オペレータ頼りだった業務の自動化またはガイダンス化が進められた。

センシングへの DS 活用も実用期に入った。ここでも熟練オペレータに頼っていた表面欠陥判別ロジックの構築を DS 手法によって自動化する試み<sup>22,23)</sup>が始まり、ほどなく CART 法 (Classification And Regression Trees) により実装・全所展開された<sup>24)</sup>。主成分分析による設備診断<sup>25)</sup>、放射温度計の精度向上<sup>26)</sup>などでは、ハードは従来のままセンシング精度を向上させた。また Q-統計量ほか DS による高炉の異常診断<sup>27,28)</sup>、正準相関による鋼板の破断予知<sup>29)</sup>など、センサデータの DS による異常予知技術も進化した。近年その他多くの DS 応用による技術開発と実装がなされた。

## 2.3 半世紀に及ぶ課題

プロセスコンピュータ導入と DS 技術の歴史を概観してみると、課題のレベル、規模、解決の技術レベルのいずれも進歩してきたように見える。また近年は技術者と研究員が減少してきた中で成果も増加している。しかし、デジタルデータの活用への根本的な課題はいまだ多く残されている。ここで冒頭に参照した半世紀前の文献<sup>1)</sup>に述べられている技術的課題について抜粋して引用してみる。

- 1) プロセスコンピュータの領域では制約が多く、ソフトウェア資産の継承性が課題
- 2) 利用面で最も適した機種が導入されることから、マルチベンダ環境でのネットワークとの接続性が課題（ユーザ自身で異機種間接続のための開発を行っている）
- 3) 自動化されていない分野として落鋳処理、地金取りなどの非定形作業、システム化不十分な分野としては計画、設計分野がまだ多く存在
- 4) CPU パワーの不足に加えて、方針変更ソフトウェアが迅速に対応できないなどの問題

以上をみると、1) はミドルウェアの進化によっておおむね克服されつつある。3) の後半と 4) も解決されてきたものの、2) はプロセス階層のデータ活用においてむしろ深刻化している。

### 3. 今後の展開

#### 3.1 Data Driven Architecture

IoTと高速大容量のデータインフラ及びHPC (High Performance Computing)によって処理されるいわゆる‘ビッグデータ’の属性は3V (Volume; 量, Variety; 種類, Velocity; 更新頻度)と言われ、従来との根本的な相違は、この属性の値が圧倒的に大きいこと、代表データや意図的に選別されたデータではなく、生データの母集団そのものを直接分析して対象のシステムの運用に活用することにある。操業、センサ、製品などの全てのデータをDSやAIにより公平に分析すれば、これまで不明だったさまざまな事象間の因果関係、未知の現象や異常の予兆などを炙りだせる可能性がある。こうしたデータ駆動型の運用は、製造システムや工場の規模が大型になるほど有効かつ必要な仕組みである<sup>30)</sup>。

JFE スチールにおけるプロセス制御用コンピュータは2019年現在約4千台、CPUが10台動作するDCSなども勘案すると実質は数万台のコンピュータが作動し、大量のデータが行き交っているが、元々プロセス丸ごとのビッグデータ解析など想定されていなかったため、データ3Vを活かそうとすると、改造・増築が繰り返された複雑な構造が障害となる。データ構造、時間軸の不揃いなどの課題もあるが、まずはデータ収集方法をデータ駆動型に適した構造(Data Driven Architecture)へと整備する必要がある。

旧来の鉄鋼製造プロセスでは、図1の左側にあるようにセンサ信号はシーケンサなどの下位コンピュータに集約された後に上位へ伝送される。この際、センサデータは複数センサの論理演算、しきい値処理などを経て階層的に上位へ集約されるため、捨てざるを得ないデータが多かった。こうした構造ではデータ3Vの分析と活用は困難であるため、近年広く提唱されているようにセンサ等をIoT化し、レガ

シーデータを含めた全てのデータを効率よく収集できる、図1右側のように全てのデータを公平に集めて分析できる仕組みを要する。前節に挙げたマルチベンダ環境の課題に対しては、エッジサーバ等へデータを集約した後に優先のデータ群から順に構造標準化等をしながらかデータ活用を進める方法が効率的かつ現実的と考えられる。海外の製鉄所の多くでは既にこうしたデータ駆動型のインフラが整備されており、当社も旧来システムを活かしながらか、最新のデータ変換技術や高速通信を活用することで、データ駆動型の仕組みの構築を進めている。

#### 3.2 プロセスのCyber Physical System化

データを集めたところで、各種の目的に照らしてそれを分析し、結果を解釈して活用することになるが、一般的には例えば、プロセスの効率や製品の品質が何に依存しているかをデータから導き出して対策を打つなどの活用法がある。旧来の方法論だが、データが増えてDSを用いれば、人が気づけなかったポイントを発見できる事例は多い。しかし、よりデータ全体をうまく活かし、対象の系全体を進化させ得る方法としてCPS (Cyber Physical System)<sup>31, 32)</sup>が提唱されている。鉄鋼は動的プロセスが多く、多種類のビッグデータを最大限に活用する技術のハードルは高いが、CPSはこうした系へのデータ活用法として優れた概念である。

1963年、現JFEスチール京浜のLD転炉において日本鉄鋼業最初のコンピュータ制御が実用化された<sup>1)</sup>。平炉に比べてLD転炉は人による運転が難しかったため、当時最新のコンピュータを使おうというのが動機であったが、これが日本の鉄鋼プロセスにおける、最初の制御モデルのみによる自動制御システムである。以降、コンピュータ制御システムは広く展開されてきた。制御モデルができあがると、プロセスの動きを定量的に予測できる。すなわちコンピュータ内に仮

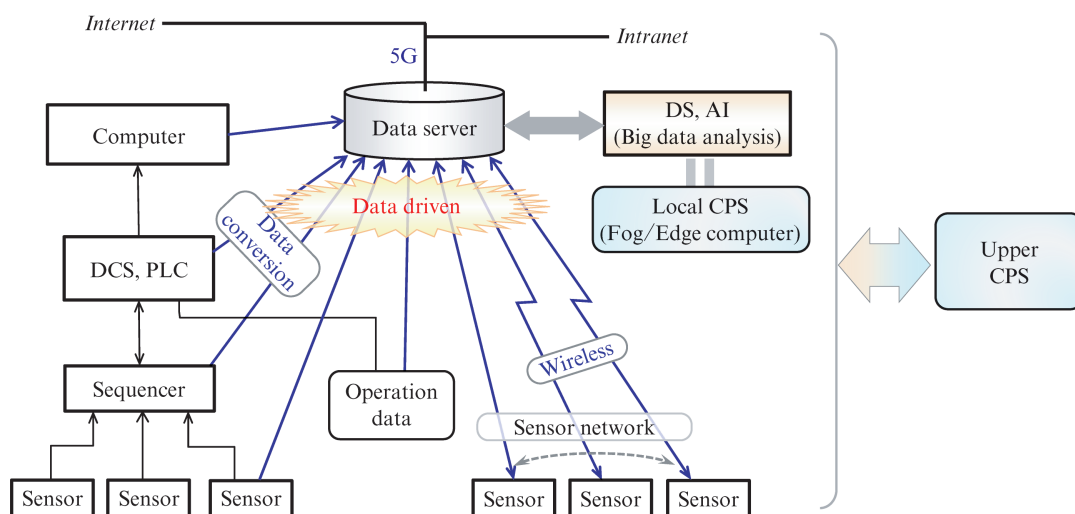


図1 データ駆動型アーキテクチャとサイバーフィジカルシステムの構成 概念図

Fig. 1 Schematic of Data-Driven Architecture and Cyber Physical Systems

想 (Cyber) プロセスができ上がり、未来の状態予測や想定外の異常検知ができる。そこでモデルに構造、熱力学、統計的要素、化学反応などの要素を拡充装備して実プロセス (Physical) のセンサ情報などをモデルへつなげれば、実プロセスとその仮想機が並行動作するシステムを構築できる。これが CPS の基本的な構想である<sup>30)</sup>。CPS では可視化 (センシング) と自動化 (モデリング) を軸に、その機能として主に以下の実現を目指す。

- ①プロセスの過去、現在、未来の状態を可視化 (健全性監視、異常検知・予知)
- ②自動運転、高度なりモート運転 (実プロセスの操作も仮想プロセスの操作も同じ: 運転者は WEB から操作可)
- ③安定稼働、生産性向上、原単位低減などの同時最適化
- ④仮想実験 (新操業パラメータ、新装備などの高精度シミュレーションによるプロセス開発効率の大幅向上)

図 2 に、CPS の概念の一例を示す。ここでは複数の要素のモデルを組み込み、実プロセスからのデータを各モデルへつないで連携させ、Cyber プロセス全体を有機的に動作させる。モデル側は連成数値解析のリアルタイム版とも言え、複雑になるほど高性能かつ高度な HPC (High Performance Computing) を要する。当社では、高炉の操業ガイダンス、製鉄所のエネルギー需給予測、フェロコークスの炉内状態再現 (以上 3 件は本技報掲載) などにおいて CPS を構築し運用を始めている。CPS は 50 年以上前の制御モデルのみによるシステムに比べれば非常に大規模かつ複雑である。従って、まだ多くは図 1 の中央部に示したローカル CPS の段階であるが、人の知識と経験をも AI 等を利用して組み込み、より上位の CPS を全プロセスへ展開する予定である。CPS では、実プロセスへのフィードバック/フィードフォワードにアクチュエータも欠かせない要素であり、ロボティクスや

物流の移動機や搬送装置を融合させて、最終的には工場一貫、製鉄所一貫といった上位階層までの CPS 化を目指す。

### 3.3 プロセス以外への DS 活用

JFE スチールでは DS 活用をプロセス以外のさまざまな課題へ展開している。特に新世代の AI は、数式によるモデル化が難しい分野への適用において、適切なデータの投入と手間をかけた学習によって確実に実用度を増している。電気保全では過去のトラブルと処理記録を AI に覚えさせ、新たなトラブル時に適切な対処法をガイダンスする仕組みを全社に導入した (本技報に掲載)。安全のサポートでは、工場内の危険区域に入る作業があれば動画を AI が自動認識し、生産ラインを自動停止するシステムも一部実用化に至った。

DS 活用の目的は、個々の設備から人間系に至るまで多岐に渡り、世の中でもさまざまな革新へ向けての一般的な方法論のひとつとなりつつある。無論、万能ではないが、従来の方法では手詰まりになっている課題において何らかの解決策を見いだせる場面は実際に多く、当社でも適用分野を広げ、今後も積極的に導入を進める方針である。

### 3.4 DS 活用の課題

2016 年 1 月に閣議決定された「第 5 期科学技術基本計画」の中で、日本の社会が目指すべき姿「Society 5.0」が提唱され、経済発展と社会的課題の解決手法に CPS が挙げられている。製造業だけでなく DS、AI、ICT、ロボティクスを積極的に活用していくことは世の中全体の流れである。こうした施策の実行時の課題として、技術の可能性に疎い人々への意識付け、投資額、マンパワー、データサイエンティストの不足などが挙げられている。しかしここでもう一節、先人

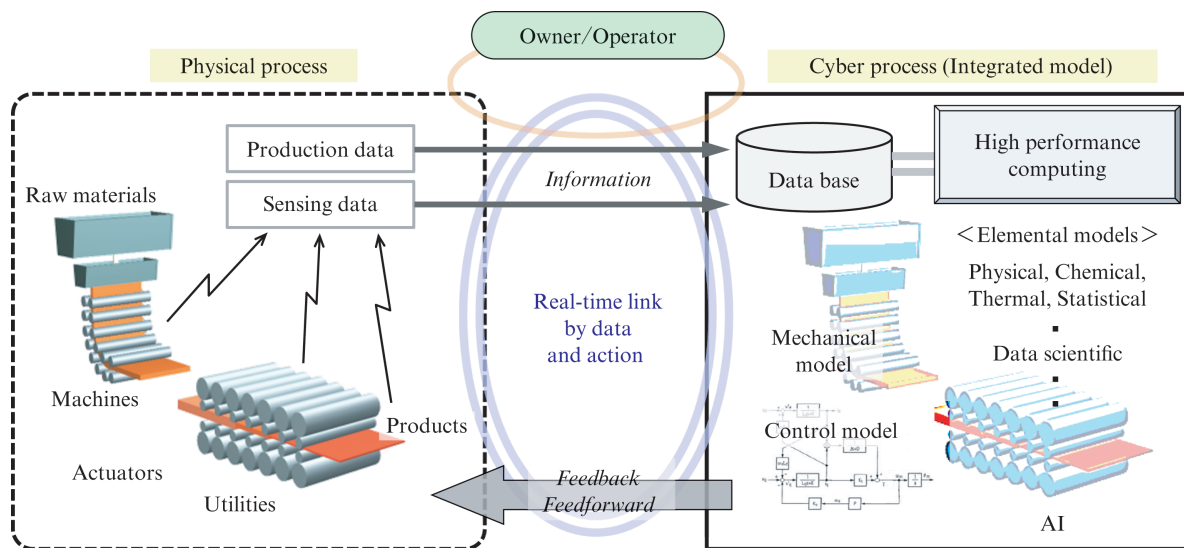


図 2 サイバーフィジカルシステムの構成 概念図  
Fig. 2 Conceptual schematic of Cyber Physical System

の文献<sup>1)</sup>にある記述を読んでもみると、そこにはコンピュータ導入の目的について「管理者、技術者などを日常定型業務から解放し、より高度な人間向きの業務に対する余裕を与えうる」と記されている。これは社会を挙げて「働き方改革」を唱える現代のDSやAI導入の主要目的と全く同じである。すなわちこの半世紀、我々は（定型非定型かは別の議論としても）さまざまな自動化を進める一方で、コンピュータに載らない業務を次々に生み出して今日に至り、結局自らの状況を変革できていないことになる。

従って、完全な自動化を達成し、本当に働き方を変え、余計な仕事は作らず、労働生産性を上げる、というDS、AI、CPS活用の本来の目的に対する我々自身の意識変革こそが最大の課題なのではないかとも思われる。JFE スチールにおいては、2018年度より階層分けしたデータサイエンティ

スト養成、AIリテラシー教育などを進めており、技術面のみにでなく本来の目的に照らした啓蒙を行っていく方針である。

#### 4. 結言

以上、JFE スチールにおけるDS、AIなどのICTとデジタルデータ活用について述べたが、製鉄所・製造所における膨大な設備・プロセスの数に比して、まだ少数にすぎず、現場では手作業と紙によるデータハンドリングも多い。全体へのDS活用の浸透には多くの手間とコストがかかる見通しである。しかし、導入を続けることで次第に正のスパイラルが形成され、相乗的に効果が現れてくると考えており、着実に取り組んでいく所存である。

年表 JFE スチールにおけるデジタルデータ活用への取り組み

	～1989	1990～	2000～	2010～2019
インフラなど				OA/IT インフラ FA/OT インフラ (IoT 化) DS/AI ツール データサイエンティスト育成プログラム
センシング・診断・予知	凡例 赤字：目的分類 黒字：個別課題名称 青字イタリック：要素技術		DS/AI 初期トライ 鋼板欠陥等級判別 <sup>22)</sup> サポートベクターマシン  欠陥特徴量の非線形分離 <sup>23)</sup> 混合ガウスモデル EM アルゴリズム	DS/AI 融合型 鋼板表面欠陥判定ロジック <sup>24)</sup> 決定木  熱延設備状態監視 <sup>25)</sup> 高精度放射測温 (分光スペクトル多変量解析) <sup>26)</sup> 高炉羽口画像異常検出 <sup>27)</sup> 高炉シャフト圧異常検知 <sup>28)</sup> 正準相関 CAL 板破断予知 <sup>29)</sup> 高炉融着帯形状推定 主成分分析, Q 統計量ほか統計・DS 解析  油圧系異常検出 データ駆動型モデリング
				Cyber Physical System High Performance Computing
モデリング・自動化	古典制御適用 Feed Back, Feed Forward PID 制御  船舶オートパイロット 適応制御	運転自動化, 最適化  高炉操業管理 <sup>5)</sup> 厚板冷却床制御 <sup>6)</sup> 転炉終点制御 <sup>7)</sup> 装入物分布制御 <sup>8)</sup> エキスパートシステム  装入物分布制御 <sup>9)</sup> 事例ベース推論  熱風炉ガス制御 ファジィ制御  厚板幅制御  溶鋼流動最適化 <sup>10)</sup> 局所回帰モデル	複雑対象の高精度制御 現代制御モデル, 推定理論, AI  熱延通板シミュレーション <sup>20)</sup> 熱延ミルペーシング 加熱炉装入順自動計画 厚板ミルペーシング シミュレータ	製品品質ばらつき低減 <sup>11)</sup> (上記) 全社展開 <sup>12)</sup> 局所回帰モデル  熱延スキンパス多変数最適制御 <sup>18)</sup> 熱延仕上げミル制御 冷延板厚・張力モデル制御 ゴークス炉燃焼制御方法 モデル予測制御  熱延仕上げ温度制御 調質圧延平坦度/伸び率制御 <sup>19)</sup> CC 湯面レベル安定化 (定在波モデル) ワークロール偏芯制御 (周期性外乱推定) オブザーバー
最適化	生産計画 自動化・最適化 シミュレーション		計画自動化, 最適化 数理最適化, 高度探索アルゴリズム	
		内航物流一貫計画 原料配合計画 <sup>4)</sup> 製品出荷計画 パイプ生産管理 物流汎用シミュレータ  出鋼順編成 <sup>13)</sup> 遺伝的アルゴリズム  原料操業管理 <sup>14)</sup> 制約プログラミング	出鋼順自動計画 薄板配車物流計画策定 <sup>21)</sup> メタヒューリスティックス  厚板生産管理 混合整数計画法	東地区生産管理 鉱石船配船 自動スケジューリング  素材設計, 薄板物流, 荷役計画策定 湾内船航海ルート計画 幅優先探索アルゴリズム溶鋼鍋引当 <sup>15)</sup> ガイダンス厚板加熱炉抽出順 <sup>16)</sup> 数理計画手法鉱石配合 <sup>17)</sup> 生産物流 渋滞学など各種手法適用

参考文献

- 1) 野坂康雄. 日本鉄鋼業における計算機制御の進歩. 鉄と鋼. 1973, vol. 59, no. 5, p. 557-569.
- 2) 斉藤森生, 山田俊郎. 鉄鋼業におけるシステム化技術. 計測と制御. 1990, vol. 29, no. 6, p. 535-542.
- 3) 大西英明. 鉄鋼の計測, 制御におけるマイクロコンピュータの利用. 日本鋼管技報. 1983, no. 98, p. 81-91.
- 4) 中田衛志ほか. 原料炭配合計画エキスパートシステム. 川鉄技報. 1991, vol. 23, no. 3, p. 185-190.
- 5) 飯田修ほか. 高炉操業に対する AI 技術の適用. 川鉄技報. 1991, vol. 23, no. 3, p. 210-217.
- 6) 岡村勇ほか. 自動知識獲得型エキスパートシステムの開発と厚板冷却床制御への適用. 川鉄技報. 1991, vol. 23, no. 3, p. 218-224.
- 7) 竹中正樹ほか. AI を適用した転炉制御システムの開発. NKK 技報. 1991, no. 134, p. 23-28.
- 8) 稲葉護ほか. 高炉装入物分布エキスパートシステムの開発. NKK 技報. 1991, no. 137, p. 1-8.
- 9) 木村亮介ほか. 事例にもとづく高炉装入物分布制御学習システム. NKK 技報. 1993, no. 142, p. 46-51.
- 10) 井戸川聡ほか. 連続鋳造 静磁場全幅二段印加による連続鋳造鋳型内溶鋼流動制御. 川鉄技報. 1996, vol. 28, no. 1, p. 46-51.
- 11) 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.
- 12) 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. 第 24 回計測自動制御学会中国支部学術講演会論文集. 2015.
- 13) 藤井聡ほか. 操業制約による遺伝的アルゴリズムの探索効率化と出鋼順編成への応用. 鉄と鋼. 2003, vol. 89, no. 12, p. 1220-1226.
- 14) 国分春生ほか. 製鉄ヤード操業計画システムの開発. 川鉄技報. 1997, vol. 29, no. 1, p. 16-18.
- 15) 中辻一浩. 溶鋼鋼引当計画最適化アルゴリズムの開発. 材料とプロセス. 2016, vol. 29, no. 2, p. 687.
- 16) 中辻一浩ほか. 厚板加熱炉抽出順ガイダンスシステムの開発. 材料とプロセス. 2015, vol. 28, no. 1, p. 206.
- 17) 熊野徹ほか. 数理計画手法を用いた鉍石配合計画の最適化. 材料とプロセス. 2018, vol. 31, no. 2, p. 697.
- 18) 小笠原知義ほか. 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.
- 19) 小笠原知義ほか. 調質圧延における平坦度と伸び率のダイナミック制御技術. 鉄と鋼. 2019, vol. 105, no. 5, p. 512-521.
- 20) 青江信一郎ほか. 熱間圧延ランアウトテーブルにおける通板シミュレーション技術. JFE 技報. 2006, no. 11, p. 15-18.
- 21) 藤井聡ほか. 生産計画・物流計画への最適化技術の応用. JFE 技報. 2006, no. 14, p. 49-54.
- 22) 平田丈英ほか. 表面疵検査装置における疵種・等級の自動判別技術. 材料とプロセス. 2004, vol. 17, p. 969.
- 23) 風間彰. EM アルゴリズムによる表面欠陥特徴量の非線形分離. 材料とプロセス. 2007, vol. 20, no. 5, p. 952.
- 24) 梅垣嘉之ほか. 表面欠陥検査装置の欠陥判定ルール自動構築. 材料とプロセス. 2016, vol. 29, no. 1, p. 230.
- 25) 鳴瀬卓也ほか. 鉄鋼設備のために開発・導入された状態監視技術. トライボロジスト. 2017, vol. 62, no. 11, p. 671-678.
- 26) 大重貴彦ほか. 分光スペクトルと多変量解析を用いた放射率変動影響を受けない新放射測温技術の提案. 計測自動制御学会論文集. 2017, vol. 53, no. 7, p. 377-384.
- 27) 山平尚史ほか. 羽口カメラを用いた異常炉況検知技術の開発. 材料とプロセス. 2015, vol. 28, no. 1, p. 203.
- 28) 島本拓幸ほか. Q 統計量を用いた高炉シャフト圧の異常検知. 材料とプロセス. 2018, vol. 31, no. 2, p. 706.
- 29) 平田丈英ほか. 正準相関監視による CAL 板破断予知技術. 材料とプロセス. 2010, vol. 23, no. 2, p. 1050.
- 30) 風間彰. 光応用計測及び関連技術の進展と展望. 日本鉄鋼協会第 277/278 回西山記念技術講座テキスト. 2016, p. 73-76.
- 31) E. A. Lee. Cyber Physical Systems: Design Challenges. University of California at Berkeley, Technical Report no. UCB/EECS-2008-8(2008)-23.
- 32) J. Lee, Bagheri et al. A Cyber-Physical Systems architecture for Industry 4.0-based manufacturing systems. Manufacturing Letters. 2015, vol. 3, p. 18.



風間 彰



河村 和朗



津田 和呂



杉岡 真吾



宮田 淳