

特殊鋼

2022 ⁷
Vol.71 No.4
The Special Steel

特集

DXと鉄鋼業への適用

特殊鋼

7

目次

2022

【編集委員】

委員長	井上幸一郎	(大同特殊鋼)
副委員長	白神 哲夫	(中川特殊鋼)
委員	宇田川毅志	(愛知製鋼)
〃	吉原 直	(神戸製鋼所)
〃	西森 博	(山陽特殊製鋼)
〃	深瀬美紀子	(大同特殊鋼)
〃	青山 敦司	(日本製鉄)
〃	正能 久晴	(日本金属)
〃	谷井 一也	(日本高周波鋼業)
〃	吉田 統樹	(日本冶金工業)
〃	酒寄 一志	(日立金属)
〃	大石 裕之	(三菱製鋼)
〃	阿部 泰	(青山特殊鋼)
〃	高橋 秀幸	(伊藤忠丸紅特殊鋼)
〃	番場 義信	(UEX)
〃	池田 祐司	(三興鋼材)
〃	関谷 篤	(竹内ハガネ商行)
〃	平井 義人	(平井)

【特集／DXと鉄鋼業への適用】

I. 総論

1. DXについて…………… 経済産業省 谷内 愛 2

II. デジタルデータ技術

1. 機械学習のためのデータ収集
…………… 滋賀大学 高柳 昌芳 6
2. 人工知能・機械学習
…………… 日鉄ソリューションズ(株) 渡邊はるな 12
3. IoTシステム…………… 富士電機(株) 福住 光記 16

III. デジタルデータ技術の鉄鋼業への活用事例

1. 冷間圧延機のAI制御技術… (株)日立製作所 高田 敬規 20
2. ディープラーニングによる表面きずの弁別
…………… 大同特殊鋼(株) 森 大輔 26
3. 製鉄プラントの設備状態監視へのデータサイエンス
の適用…………… JFEスチール(株) 平田 丈英 31
4. 浸炭熱処理後のマイクロ組織画像から炭素濃度を
予測するシステムの開発
…………… (株)ジェイテクト 谷地 宣紀 35
5. AI技術及び3次元カメラを用いた残材検知システム
の開発…………… 愛知製鋼(株) 岡田 大樹 41

IV. DXに対する会員メーカーの取り組み

- 自律型外観検査システム&ソリューション
「なんでもInspector®」の開発… 日立金属(株) 西 雄一 46

●特殊鋼倶楽部創立70周年にあたって

…………… 一般社団法人特殊鋼倶楽部 会長 藤岡 高広 1

■業界のうごき	47
▲特殊鋼統計資料	50
★倶楽部だより (2022年4月1日～5月31日)	54
☆特殊鋼倶楽部の動き	56
◇お知らせ 第73回白石記念講座	57
☆一般社団法人特殊鋼倶楽部 会員会社一覧	60

特集／「DXと鉄鋼業への適用」編集小委員会構成メンバー(2022年1月24日現在)

役名	氏名	会社名	役職名
小委員長	宇田川毅志	愛知製鋼(株)	品質保証部 お客様品質・技術室 主任職
委員	吉原直	(株)神戸製鋼所	鉄鋼アルミ事業部門 線材条鋼ユニット 線材条鋼商品技術部グループ長
〃	小川道治	大同特殊鋼(株)	技術開発研究所 ソリューション支援室 兼 企画室 副主席部員
〃	青山敦司	日本製鉄(株)	棒線事業部 棒線技術部 棒線技術室 室長
〃	谷井一也	日本高周波鋼業(株)	富山製造所 技術部 開発室 課長
〃	吉田統樹	日本冶金工業(株)	ソリューション営業部 課長
〃	酒寄一志	日立金属(株)	金属材料事業本部 技術部長
〃	大石裕之	三菱製鋼(株)	技術開発センター 製品評価グループ マネージャー
〃	高橋秀幸	伊藤忠丸紅特殊鋼(株)	特殊鋼本部 前橋支店 支店長
〃	番場義信	(株)UEX	仕入部長 兼 仕入部 仕入チームリーダー
〃	関谷篤	(株)竹内ハガネ商行	技術部長
〃	白神哲夫	中川特殊鋼(株)	フェロー

特殊鋼倶楽部創立70周年にあたって



一般社団法人特殊鋼倶楽部 会長 ふじ おか たか ひろ 藤岡 高広

特殊鋼倶楽部は1952年（昭和27年）5月16日に設立され、本年2022年（令和4年）をもって創立70周年を迎えました。

創立当初は、特殊鋼専業メーカーと専業問屋との業界発展のための交流の場として任意団体でスタートしましたが、時代を経ると共に、会員として、メーカーでは特殊鋼専業に加えて高炉および普通鋼電炉、流通業では総合商社も加入し、1983年（昭和58年）には通商産業省から社団法人の認可を受けるに至りました。その後、2013年（平成25年）には内閣総理大臣から一般社団法人への移行が認可され、現在に至っております。現時点では、会員はメーカー25社、販売業者101社という規模になっております。

振り返ってみますと、創立当初の1952年の我が国の粗鋼生産は699万トンであり、そのうち特殊鋼粗鋼は46万トン、粗鋼に占める特殊鋼の比率はわずか6.5%でした。このような状況から70年を経て昨年2021年には、粗鋼9,633万トン、うち特殊鋼粗鋼2,243万トン、特殊鋼比率23.3%にまで拡大・成長してきております。

言うまでもなく特殊鋼は、最先端技術の「粋」であり、鉄鋼材料の中で独特の高い機能を有する材料で、自動車をはじめとする輸送機器や産業機械、建設機械、工作機械等、幅広い産業分野の中

核部品材料として使われています。特に自動車等の性能・安全性を支える重要保安部品に加え、最終製品や部品の製造工程における性能やコスト削減の鍵を握る加工性をも左右し、我が国の製造業の競争力の根本を支える重要な素材です。また家庭においてもキッチンや器具では広くステンレス鋼が使われるなど国民経済生活と密接な関わり合いを持つものであり、静脈産業である特殊鋼業のレベルが国民経済を支えています。

しかしながら、我が国の特殊鋼業界を巡る環境は、需要面では国内市場の縮小・構造変化、供給面では製造コストの増大、環境面ではカーボンニュートラルの追求、海外特殊鋼メーカーや他素材との競合激化など厳しい状況にあります。

特殊鋼倶楽部としては、「我が国特殊鋼の競争力の強化」を図るため、製販一体の団体であるという特徴を最大限に活かしながら、メーカー会員・流通会員が連携・協力してこのような課題に取り組んでいくことが必要と考えております。

今後、特殊鋼倶楽部創立100周年に向けて、会員各社がさらに経営基盤を強化し、発展され、わが国経済に貢献されますことを祈念いたしまして、私のご挨拶とさせていただきます。

2022年（令和4年）5月

DXと鉄鋼業への適用

I. 総論

1. DXについて

経済産業省 谷内 愛
製造産業局金属課 係長

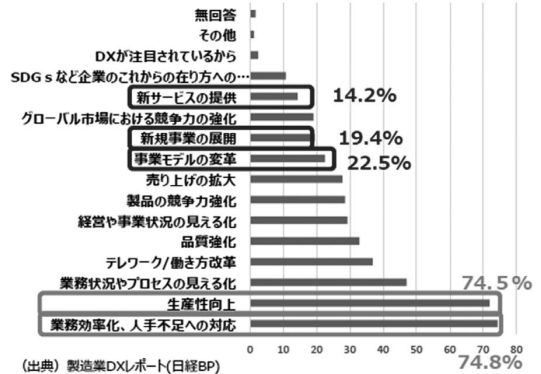
◇ DXの必要性

ここ数年を例にとっても、米中貿易摩擦や新型コロナウイルス感染症の拡大、ロシアによるウクライナ侵攻等、ちょっと前には想像できなかったようなことが次々と発生をしており、我が国製造業を取り巻く環境は、かつてない規模と速度で急変し、かつ極めて厳しいものとなっていると言えます。この不確実性の時代における環境変化を乗り越えるためには、我が国製造業は自己を変革する能力、すなわち「企業変革力（ダイナミック・ケイパビリティ）」を強化していく必要があります。

IoTやAIといったデジタル技術は、生産性の向上や工場の安定稼働、品質の確保等、製造業の企業変革力を高める上で強力な武器となります。例えば、リアルタイム・データの収集による設備故障や品質不良の未然防止、AIの活用による需要予測や生産の効率化、熟練技術者が持つ勘と経験のデジタル化による優れた技術の継承やノウハウの更なる有効活用等、デジタルトランスフォーメーション（DX）を実現することで生産性・効率性を高めるだけでなく、製品やサービスの向上、更には製品開発速度を加速させることができます。

しかしながら、我が国の製造業におけるDXの取り組みは、業務効率化や生産性向上を主たる目的とすることにとどまっており、新たな製品・サービスの提供やビジネスモデルの変革を目指す取組み

● 日本の製造業がDXに取り組む目的・理由(253社) ●



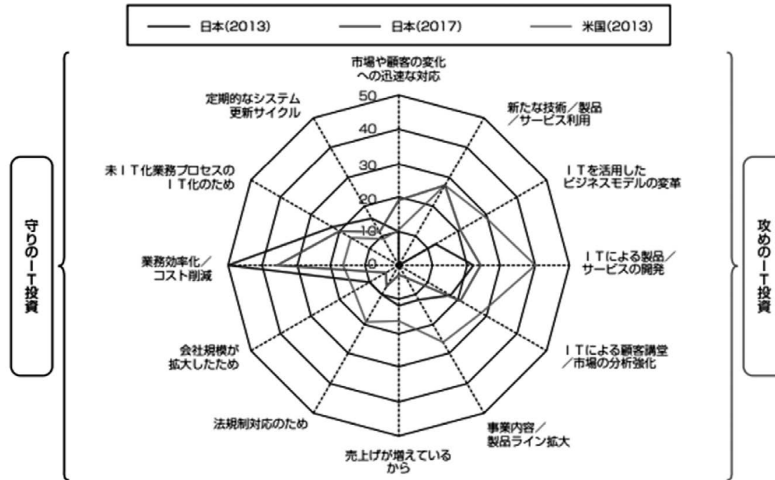
出典：製造産業分科会P52

図 1 日本の製造業がDXに取り組む目的・理由

には至っていないという実態があります（図1）。

一方、一般社団法人電子情報技術産業協会の「2017年国内企業の「IT経営」に関する調査」（2018年1月）によると、米国企業ではITによる製品・サービスの開発やITを活用したビジネスモデルの変革といった「攻めのIT」投資が進んでいます（図2）。また、世界でも社会課題や企業課題の解決にデジタル技術を積極的に活用してイノベーションを生み出す取組みが進展しています。

デジタル技術が業務効率化やコスト削減に大きな効果を発揮することに疑いの余地はありませんが、更に一歩進めて、デジタル技術を徹底的に活用し、不確実性の高い時代においても競争力を維



資料：一般社団法人電子情報技術産業協会「2017年国内企業の「IT経営」に関する調査」(2018年1月)

出典：令和元年度 ものづくり白書P58

図 2 日本の製造業がDXに取り組む目的・理由

持、強化していくことが我が国製造業のとるべき戦略だと考えています。

◇ 鉄鋼業におけるデジタル化の歴史

我が国の鉄鋼業界が世界でもトップレベルの高品質の鉄を作れるようになったことや、転炉鋼・電炉鋼ともに世界最高水準のエネルギー効率を堅持できているのは、IT技術の進歩やデジタル技術の活用を進めてきたからでもあります。

例えば、溶鋼の温度・成分の計測法や機器が存在していない時代は、1600℃を超える高温の溶鋼の色や火花を熟練操業者の目視により判断していたといいます。また、かつて高炉は「冷え込み」と称する操業トラブルを頻発し、高炉寿命も5年程度しかない極めて不安定なプロセスであった時代が存在していたとも聞きます。現在のように信頼のあるプロセスとなったのは、高炉を解体し実際に操業している高炉内部がどのような構造になっているのか調査し知見を蓄えたことや、温度計だけで300点を超えるセンサーを取り付け、それらの情報に基づいた種々の物理モデルの開発等により、ブラックボックスの典型と言われた高炉の見える化を地道な努力によって進めてきたからだといっただけで良いのではないのでしょうか。今日ではデジタル技術の活用がさらに進み、高炉の中身を仮想空間でシミュレーションすることもできるよう

になりました。

一方で、例えば圧延工程や在庫管理などの工程において、各種機器がネットワークにつながっておらずデータを十分に活かしていない企業があるとも聞きます。また、FAXによる受発注やミルシートのように紙でやりとりされるような場面もあり、鉄鋼業界のサプライチェーン全体を見渡せばまだまだDXが十分とは言えないという実態もあります。受発注で言えば、鉄鋼メーカーと一次問屋間の取引は電子化されているものの、その先の一次問屋と加工業者・二次問屋間の取引や、さらにその先の取引は電話やFAX等の非データ形式が8割程度を占めているようです。加工業者・二次問屋で電子受発注に対応できていない理由はいくつかあると思いますが、「書面を前提とした商習慣・業務ルールがあるため」や「対応に関する知識・経験を有する社内人材や外部専門家がないため」とヒアリングやアンケートに回答をしている企業が多い印象です。しかし世の中では、新型コロナウイルス感染症の世界的な拡大を契機に浮き彫りとなったサプライチェーンの脆弱性を見直す動きが起こっており、その強靱化が求められています。経団連も中堅・中小企業を含むサプライチェーン全体のデジタル化を提唱しておりますが、我が国鉄鋼業界も世界と戦っていくためには、各社の個別の取組みのみならず、サプライチェーン

全体のDXも重要なテーマとなってくるでしょう。その一環として、特殊鋼倶楽部内で検討がなされているミルシートの電子発行については期待をしております。

◇ 最新のDX事例

世の中には、デジタル技術との連携により産業競争力強化を図ろうとしている事例がいくつも誕生しています。

鉄鋼業界における事例としては、DX銘柄に7年連続で選出されているJFEスチールが、全高炉にCPS (Cyber Physical System) という、フィジカル空間 (現実世界) でセンサー等が収集した情報をクラウドなどのサイバー空間で蓄積し、必要な分析を行った上で現実世界にフィードバックするという一連のシステムを導入し、高炉の内部状態のリアルタイム可視化により操業の効率化・安定化を実現しています。同社によると、高炉CPSにより、炉冷等のトラブル防止やコストダウン、歩留り向上等の効果が生じているといいます。実際にも、新型コロナウイルス感染症により需要が急減した際にバンキングを行った福山第4高炉の立ち上げ期間を、サイバー空間のシミュレーションに基づき導き出した最適条件を現実世界で再現することにより、大幅に短縮することに成功しています。当該事例は、一般的に5,000mm³級の大型高炉をバンキングすると休止時点から通常操業に戻すまでに最短で半年前後かかるという定説を覆すとともに、新型コロナウイルス感染症による先行き不透明な状況をデジタル技術で柔軟に乗り越えた事例と言えるでしょう。

また、特殊鋼業界の主要需要先である自動車業界ではDXによる産業競争力強化を目指した取組みが急速に進んでいます。インターネットに常に接続できる機能を搭載した「つながる車」の世界市場が急拡大する見込みであるという面もありますが、業界横断的なデータ連携基盤を構築することで、ライフサイクル全体でのカーボンニュートラル対応や効率的な在庫管理等を横断的に行い競争力の強化を図るといった動きが日本だけでなく各国で検討されています。ドイツでは、気候変動対応、循環経済への移行、人権保護といった取組が国際的に重要になる中、半導体等のサプライ

チェーン管理やライフサイクル全体でのCO₂の見える化、現実世界にある物理的なモノから収集した様々なデータを、デジタル空間上にコピーし再現する技術開発等をユースケースに自動車バリューチェーン全体を対象とした標準的なデータ流通網の構築を行うCatena-X (Catena-X Automotive Network) というアライアンスが設立されました。自動車メーカーではVW、BMW、メルセデス・ベンツ、自動車部品ではボッシュ、シエフラー、通信・ソフトウェアではドイツテレコム、SAP、化学・素材ではBASF、ヘンケル、産業用機械ではシーメンスなど、自動車産業に関わるドイツ企業が上流から下流まで参加しているのが特徴的です。また、欧州のクラウドデータ基盤であるGaia-Xとの相互接続性も担保することを目指しており、独・欧州発の新たなデータ流通網の起点になることを目指しています。自動車業界にはその他にも、米国ロサンゼルスに本拠地を置き、自動車等のモビリティ全体でブロックチェーン技術を活用したサプライチェーンやサービスの標準規格策定を目指す国際NGOのMOBI (Mobility Open Blockchain Initiative) という非営利コンソーシアムも存在し、変革が起きつつあると言えると思います。

このような需要先産業におけるデジタル技術を活用した業界横断的な取組みを他人事と油断してはならないと思っています。なぜならば、一度デジタルサプライチェーンが構築されてしまうと、その時点でデジタル化に対応できていない企業はそのサプライチェーンに入り込むことができないだけでなく、デジタル技術により情報伝達速度が加速されたり、ライバル企業のキャッチアップ速度が速まったり等、これまでの時間軸では考えられないスピードで変化していく世の中に取り残されてしまう恐れがあるからです。冒頭に申し上げたとおり、先が読めない不確実性の高い時代だからこそデジタル技術を取り込み、環境や状況に想定外の変化が起きた場合にも柔軟に対応していくことが今後ますます求められてくるでしょう。ライバル企業や需要先業界における最新の動向を把握すると共に、自社及び業界の取組み状況を改めて振り返り、競争力を高めていくための戦略を策定し実行していくことが必要です。

◇ IT人材の必要性

デジタル技術の徹底的な活用にあたっては、システムの全体設計を担うシステム部門だけでなく、データの宝庫である製造現場、需要先産業の主要指標や工場の生産計画等の様々な所に点在しているデータを活用している営業部門、データと向き合い新素材の開発を進める研究開発部門等、ありとあらゆる人々がオーナーシップを持ってプロジェクトに取り組んでいくことが成功の鍵になるでしょう。その際に必須となるのが、各現場でデジタル技術を理解し活用できる人材の育成です。

鉄鋼業界にも中期経営計画等でIT人材の育成を掲げている企業が複数あるため、必要性を感じている人が多いものと思いますが、ITエンジニアの7割以上がベンダー企業に偏在していると言われていた我が国では、DXを進めようとしている企業におけるIT人材の不足が深刻な課題とされています。そのため、スキルの学び直しによってIT人材を増やしていくことが非常に重要です。

ある企業では、情報システム人材を新規採用し、新規システムの構築の一部を内製化したり、年長者が彼らからデジタルスキルを学び社内システムの運用・保守ができる人材の絶対数を増やしたりといった取組みを進めているとも聞きます。

私自身、製造業のDX政策に携わる機会があり、その過程でITの基礎知識を習得する必要性を感じ勉強してきましたが、ITを利活用するすべての社会人が備えておくべきITに関する基礎的な知識が備わっていないことを実感させられています。若手だからデジタルスキルを有しているとも限りませんし、情報システム学科卒業生や趣味や仕事で

デジタル技術に携わっている人などを除けば、スタート地点は年齢に関係無くほぼ同じだと考えます。

ITに関する基礎知識があれば、業務をシステムで再現するために必要な要件を明確にベンダー企業に伝えることができ、自分自身を含めた現場で働く人にとって使い勝手の良いシステムを構築できる可能性が高くなるでしょう。また、人間よりも機械が得意とする仕事をデジタル化し業務が効率化されたり、反対に、人間にしかできない業務にこれまで以上に時間と手間をかけることができるようになったりするかもしれません。さらに、社会人にとって必須スキルとなりつつあるITに関する知識を習得することは自分の価値を高めることにもつながります。最近では無料でプログラミングを勉強することができるアプリも登場していますので、少しでも興味を持ったなら、自分に合ったスタイルで、IT人材となるための一歩を進めてみてください。IT人材になることで社会や組織からより一層必要とされる人材となるでしょう。

むすび

DXを実現するためには、「組織としてやるべきこと」と「個人としてやるべきこと」の両方があると考えます。これから起こる様々な変化に対応することができ、我が国製造業を支え続けていただくためにも、他人事ではなく自社・自分事として、他業界ではなく特殊鋼業界として、自分自身や自社ができることを追求していくことが必要です。

最後に、本寄稿が少しでも読者の皆様のDXに関する理解促進とDXの取組みを加速するための一助となることを期待しております。

Ⅱ. デジタルデータ技術

1. 機械学習のためのデータ収集

滋賀大学 データサイエンス・たか やなぎ まさ よし
AIイノベーション研究推進センター 准教授 **高柳昌芳**

まえがき

デジタル技術に基づくビジネス変革を目指すデジタルトランスフォーメーション（DX）において、特定領域において人間と同等あるいはそれ以上の知的活動を模倣するシステムである人工知能（Artificial Intelligence、AI）の活用は極めて重要な要素である。例えば、人手で行っている製品の外観検査を、画像データを入力として不良品判別を行う人工知能で置換することができれば、作業の高速化や人件費の削減が期待でき、ひいては組織の競争力向上につながる。IT技術を専門とする企業に限定せず、一般の製造業においても多種多様な人工知能の応用が実装されつつあり、今後の企業の市場競争力を左右する重要な要素となることが見込まれる。

従来型の人工知能は、人間がタスクを実現するアルゴリズムを考案することで実装されてきた。例えば、測定重量が正常範囲内であれば良品と判定、といった明確な基準を規定できる場合である。しかしながら、多くの課題ではこれほど明確な基準を事前に定めることは困難である。そこで、特定のタスクを実現するアルゴリズムをデータに基づいて学習させる機械学習（Machine Learning、ML）が広く利用されるようになってきている。膨大なデータの記録やその処理を可能とする近年のハードウェア性能の向上と、PythonやRなどの各種プログラミング言語におけるライブラリの充実により、様々な機械学習手法を実応用可能な精度で手軽に実装できる環境が整いつつある。

◇ 機械学習プロジェクトの流れ

機械学習を活用しての問題解決プロジェクトの典型的な流れは以下の通りとなる。

1. 課題選定

現状抱えている問題を整理し、工数をかけて解決を目指すべき問題を選定する。その問題の解決を具体的な行動に落とし込み、その行動を取れない原因として課題を選定する。さらに、その課題を解消するために必要な情報を割り出し、それを取得するために必要なデータ分析やその精度、さらにはデータ分析の際の条件を検討する。

2. データ収集

課題解決に必要なデータ項目を洗い出し、データ収集、紐付けを実施する。その上で、データ可視化などの予備的な評価を行う。本稿ではこのデータ収集過程について詳説する。

3. データ分析の実施

収集したデータに対して異常データ除去、欠損値対処等の前処理を実施し、データ特性に応じてデータ層別、不均衡データへの対応、線形・非線形モデルの選択などを検討しつつ機械学習モデルの実装を行う。必要となる計算機環境や計算コストなども考慮すべき対象である。

4. 結果の解釈、施策実施

得られたモデルの解釈を実施し、ドメイン知識と一致しているか、明らかに矛盾していないかを確認する。その上で、構築したモデルの精度が選定した課題の解決に十分であるのかを評価し、十分であれば施策実施に進む。不十分であれば前のいずれかのステップに戻り分析をやり直す。

このように多くのDXの場面で必要となる機械学習の利用にはデータ分析の実施だけでなく、そもそもどのような問題に対し何を達成しなければならないのかを定め、そのために必要となるデータ分析やその精度を検討する必要がある。さらにそのためのデータを集め、データ分析が可能な形にデータを加工し、やっとデータ分析を実施するこ

とができる。また、その結果を解釈し、施策の実施まで繋げて初めて機械学習プロジェクトは価値を生むのである。

◇ データ項目の洗い出し

選定した課題解決を実現するために必要となるデータ項目の洗い出しを行う。この段階では品質管理において良く用いられる特性要因図（フィッシュボーンチャート）（図1）を作成することが非常に有効である。対象となる目的特性に影響を及ぼすと考えられる要素を全列挙することが望まれ、ドメイン知識を有する者が特性要因図作成に参加することは極めて重要である。この段階では目的特性との関係性（正負どちらで効くのか、線形／非線形性など）やデータ入手性は無視するとよい。ただし、時間的に目的変数が定まった後に生じる要因など、因果的に明らかに目的特性に寄与しない要因は除外する。複雑な現象を目的特性とする場合、この特性要因図は数十の要素を含むかなり大きなものとなる。

次の段階として、各要因の目的特性に与える重要性、入手可能性、入手コストを評価することで特性要因図の枝刈りを行う。重要性が極めて低い、データ入手が不可能・困難、取得コストが高い要因は削除する。重要性が高いにも関わらず削除せざるを得ない要因については、何らかの代替指標を導入できないかを検討する。例えば、製造装置内部温度が重要な要因だが測定不可能である場合に、代替指標として容易に測定可能な電気抵抗値を用いる場合がある。このようにハードウェア的なセンサを利用できない場合に、別の測定値を利用するアイデアはソフトセンサと呼ばれ、化学プラント制御などで用いられている¹⁾。枝刈り後の

特性要因図において重要と想定される要因をリストアップし、データ収集の実施へと進む。

◇ データ収集の実施

データ収集の実施は以下の3通りに分けて考えることができる。

1. 自社蓄積データの利用
2. 新規実験実行によるデータ生成
3. 外部情報の収集

1. 自社蓄積データの利用

幸運なことにデータ基盤環境が準備されており、分析対象データがデータベースに登録されていればデータ取得を容易に行うことが可能となる。この場合のデータ取得操作はWebブラウザ、専用アプリ、SQL言語などの提供されている手段を用いることになる。

他方で、社内で蓄積されてきたデータが様々なフォーマットのデジタルデータ（Excel、Word、CSV形式など）、あるいは印刷または手書きで紙上に保存されているアナログデータであることも多い。この場合は多数のファイル・紙上のデータを自力で集約する必要が生じる。データ件数が少なければ、情報を目視で確認しExcelファイル等に手動で集約することが可能ではあるが、件数が膨大である場合は多大な工数が必要となる。このような状況ではPython言語などを活用してデータ収集作業を自動化することが有用となる。

デジタルデータをPython言語により読み込む場合、CSVなどのテキスト形式であれば、データフレーム機能を提供するPandasライブラリのread_csv関数などを用いることで容易にデータを読み込める。他のExcel、Word、PDF形式のファイルに対しても、以下に例示するようなPandasの関数や他

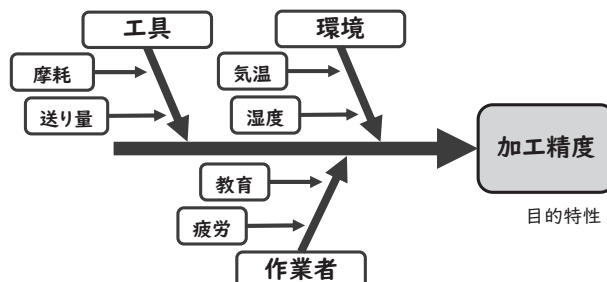


図 1 特性要因図の例

のライブラリを利用し、ファイル中に埋め込まれているテキスト、数値、図、テーブルなどの情報を抽出することが可能である。

- Excel形式 Pandas ExcelFile関数
 - Word形式 python-docxライブラリ
 - PDF形式 pdminer-six, tabula-pyライブラリ
- 過去の操業日報データなどのファイルが蓄積されていれば、これらの利用によりPythonスクリプトにより必要とする情報を抽出可能となる。

アナログデータの場合は煩雑な処理が必要となる。まずはデータが記録されている紙をスキャンあるいは写真撮影をし、デジタル画像データへと変換を行う。次に、テキスト・数値情報の抽出が必要であれば、OCR（光学的文字認識）処理を行う。Python言語からはGoogle社が開発したオープンソースOCRエンジンであるTesseractを呼び出すことでOCR処理を実行可能である。ただし、画像中のノイズの存在は文字認識性能を悪化させるため、画像をきれいに取り込む、あるいはノイズ低減処理などの前処理が必要となる。また、OCRで誤認識された文字の修正処理も必要となる。なお、手書き文字に対してのTesseractの認識性能は限定的であり、アルファベットやかな文字のみであればある程度の精度は得られるものの、漢字混じりではほぼ実用は不可能となる。手書き日本語文章をOCR処理する必要があるのであれば、有償で提供されている高精度OCRサービスを利用することが推奨される。

以上の技術的観点に加え、自社データを収集する際に重要となるポイントとして、データを保有する部署とのデータ共有のコミュニケーションがある。多くの場合で、実際にデータを記録、保存する現場担当者はデータ処理に明るくはなく、保存データのフォーマットがばらついたり、例外的事象が生じた際の対応がその場しのぎとなり重要な情報が抜け落ちたりといった問題が含まれる。また、官能や主観に基づく記録事項については、評価基準の詳細や個人差の存在などの知見も重要となる。

2. 新規実験実行によるデータ生成

新規製造ラインや製品の設計などを実施する際には、新たな実験測定あるいはシミュレーション実行によるデータ生成が行われる。実験実行には

金銭的および時間的コストが必要となることから、実験条件をやみくもに振っての実験実行は望ましくなく、少ない実験回数でデータ空間を幅広く効率的に探索することが望まれる。この目的で、実験計画法（Design of Experiments、DoE）は非常に強力な武器となる。

説明変数（入力変数、あるいは因子）の数が少なく、かつ各変数の水準数が例えば弱／中／強の3段階といった具合に少ない場合は直交表の利用が有用である。しかしながら、説明変数の中に連続値をとるものが含まれる場合は直交表は利用しにくい。そのような場合に利用できる手法としてD最適基準がある。まず、乱数により多数の説明変数の組を生成する。その中から指定する数の実験条件を、計画行列 X の $X^T X$ の行列式が最大となるように選択する。この操作により、異なる実験の実験条件が類似しないように、かつ説明変数間の相関が小さくなるような実験条件を選択できる。他にも、実験結果データを順次追加しつつ次の実験条件を決定する適応的実験計画法（Adaptive DoE）も有用である。製品設計などで最適条件の探索を行いたい場合には、ガウス過程に基づくベイズ最適化が強力な武器となる。これら手法の詳細は教科書²⁾を参照してほしい。

3. 外部情報の収集

分析に用いるデータとして、外部情報を利用することも有用である。例えばマーケティング施策のためのデータ分析を行う際には、潜在顧客数の情報の土台となる各都道府県の人口、産業構成などの地域経済情報が役立つと期待できる。このような外部情報の取得は、ウェブサイト上の公開情報である場合にはスクレイピングにより、あるいは無償・有償のデータベースサービスが存在していればその利用で実現できる。なお、データベースが整備されていないデータが対象である場合、多数の公開文書（論文、特許など）からテキストマイニング手法（パターンマッチングやディープラーニングなど）を活用してデータ収集を実施することも選択肢になり得る。

◇ データの紐付け

データ分析の実施に当たっては、収集・生成した複数のデータテーブルを紐付け（マージ）して

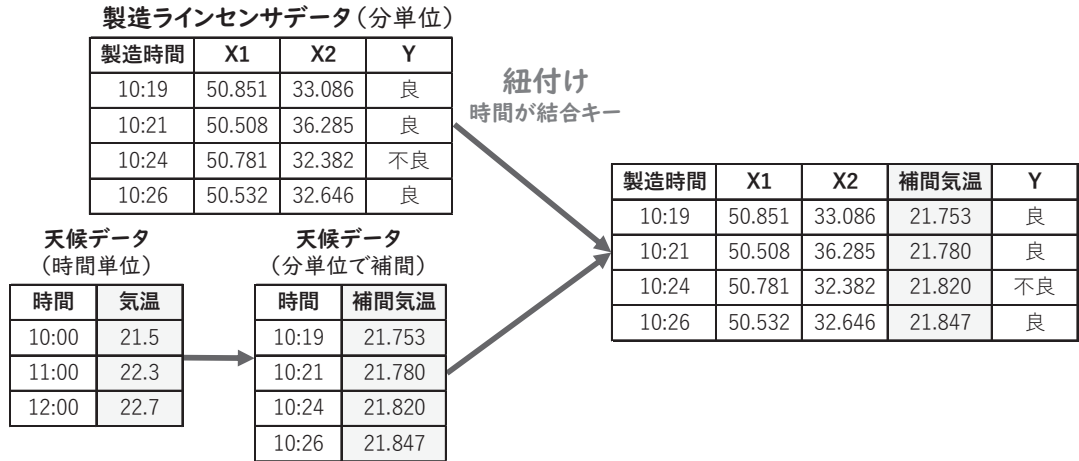


図 2 データの紐付けの例

1つのデータテーブルに統合する必要がある。データ紐付けの例を図2に示す。この例では、製造ラインで個々の製品を製造する際に測定されたセンサデータ（製造時間、変数X1、X2、Y）と、別途収集した天候データ（時間、気温）を紐付けている。

複数テーブルを紐付ける際に考慮すべき点として以下の2点がある。

- ・データの粒度をどう統一するか
- ・結合キーは何か

この例では、製造ラインセンサデータは分単位、天候データは時間単位で記録されており、データ粒度を揃える操作が必要となる。揃え方は機械学習モデル構築の目的に依存する。この例では個々の製品の良・不良の原因特定が目的であり、分単位に揃えている。目的に応じて、粒度は1時間単位、数時間単位、日単位などを指定可能である。

粒度の統一には何らかの補間あるいは集計作業が必要となる。この例では、気温データを線形補間し、分単位に変換している。仮に粒度を1日単位に変換する場合は、1日分の気温を集計して平均値、最大値、最小値、標準偏差などの統計量を算出して新たなテーブルを作成する。補間の手法、あるいは集計の統計量の選択は特徴量設計の分野に属する議論となり、ドメイン知識の活用が重要となる。

紐づけにあたり、この例では時間をそのまま結合キーとすることができたが、複数の列の情報を

結合した結合キーが必要となる場合がある。例えば、地理的に異なる位置に存在する複数の製造ラインが稼働している場合、製造ライン番号と時刻を組み合わせた複合キーを用いる必要がある。

◇ データの可視化、暫定評価

データテーブルを得た次の段階として、データの可視化を行い、データの特徴を把握することが望ましい。変数の数が10程度以下と少ない場合は、多変量連関図によりデータ分布を確認できる。図3に多変量連関図の例を示す。このデータは糖尿病患者の年齢、性別、病態進行度などの情報を含み、Python言語のscikit-learnライブラリload_diabetes関数により読み込める。作図はseabornライブラリpairplot関数を用いた。

多変量連関図の対角成分には各変数のヒストグラムが描画され、各変数の分布が単峰分布、二峰分布などどのような形状の分布であるかを把握できる。非対角成分には変数間の散布図が描画され、変数間の相関の強さなどを目視することができる。図3の例を見ると、年齢、血圧、進行度は単峰分布的であることが、また性別は2値変数であることがわかる。血圧-進行度間の散布図にはゆるやかな右肩上がりの傾向がみられ、弱い正の相関が存在することを確認できる。明らかにずれた位置に存在する外れ値・異常値が含まれていないのかを確認することもでき、この図中には存在しないことが分かる。

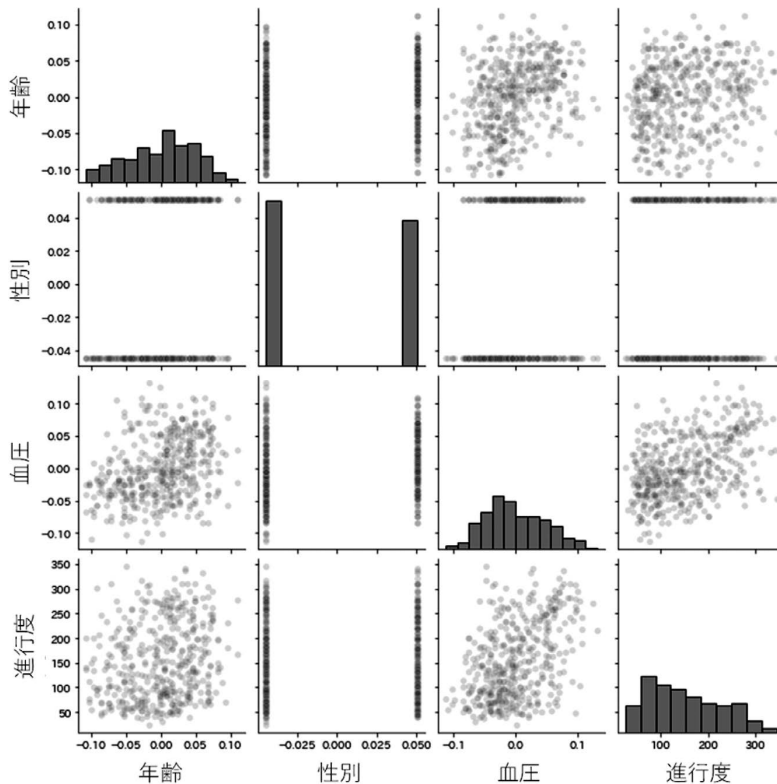


図 3 多変量連関図の例

可視化結果を受けて、目的とするデータ分析課題をこのデータにより実現できるか否かの暫定評価を行うことができる。年齢、性別、血圧を用いて進行度を予測する機械学習モデルを構築したいと考える場合、進行度と血圧の間に弱いながらも正の相関があることから、ある程度の予測性能は実現できると推定できる。仮に進行度と他の変数の散布図がほぼ無相関に見える分布であった場合は、このデータによるモデル構築は困難であると予想できる。そのような場合には、特性要因図に立ち戻って有用そうな変数を追加できないか、あるいは取り組もうとしている課題の難度が高すぎないかを再検討することが望まれる。

多変量連関図は手軽に変数の分布および変数間の散布図を確認できる有用な手段であるが、変数の数が10程度を超えると描画に時間がかかり、図も大きくなってしまい作図することが現実的ではなくなる。そのような場合は、各説明変数のヒストグラム、各説明変数と目的変数間の散布図、説明変数間の相関行列を描画して確認を行うとよい。

また、データ行数が多く描画に時間がかかる場合は、ランダムに一部のデータ行を抽出して描画を行うとよい。

◇ 収集データの評価軸

最後に、問題解決の観点から、収集データの「良さ」の評価指標について解説する。図4に示す3軸で考えることができる。

1つ目の指標は「測定精度」であり、センサーが示す値の精度、あるいは官能試験で人の判定のばらつきなどに対応し、高精度であればあるほど良い。2つ目は「量」であり、データテーブルの行数に対応する。一般にデータ行数が多いほど機械学習モデルの学習は行いやすくなり、多ければ多いほど良い。

3つ目は「多様性」である。これは作成する機械学習モデルの適用範囲をデータが十分にカバーできているか否かを意味している。例えば、製造ラインに対する不良品出現予測モデルを構築する課題において、特定の製造ラインのみを対象とす

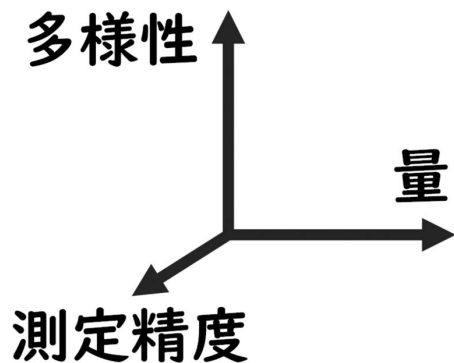


図 4 データ評価の3軸

るのか、あるいは同タイプの製造ライン一般を対象とするのかで必要とする多様性は変化する。前者であればその製造ラインでのみデータ測定を行えば十分であるが、後者の場合は単一製造ラインのみでのデータ測定は多様性の観点からは不十分となる。他の例として、気温などの気候条件が影響する現象を対象とする場合は、夏のデータしか取得できていない場合は気候の多様性が不足していることになり、他の春、秋、冬の時期のデータを得る必要がある。なお、新規実験実行によるデータ生成を行う場合は、十分な実験回数を確保できるのであれば、実験計画法の利用により指定

したパラメータ範囲内では多様性の問題をほぼ回避することができる。

むすび

機械学習手法による問題解決を行うためのデータ収集の手続きについて概説した。機械学習は入力データに基づいてアルゴリズムを学習するという性質から、いかにして良いデータを収集できるのかが極めて重要である。近年では、データテーブルを与えると多種多様な機械学習モデルの学習を自動実行して最適な機械学習モデルを提案するプラットフォームが利用可能となり、機械学習の実施に対するハードルは下がりつつあることから、いかにして適切なデータセットを生成するのがプロジェクトの成否を決定づけるものとなりつつある。測定精度、量、多様性の3要素を意識しつつ、Python言語などを活用したデータ収集の省力化を実現することは、DXの推進による競争力向上の観点からも極めて有用なものである。

参考文献

- 1) 船津公人、金子弘昌：ソフトセンサー入門—基礎から実用的研究例まで、コロナ社 (2014)
- 2) 金子弘昌：Pythonで学ぶ実験計画法入門 ベイズ最適化によるデータ解析、講談社 (2021)

2. 人工知能・機械学習

日鉄ソリューションズ(株) 技術本部 わたなべ はるな
システム研究開発センター インテリジェンス研究部 渡邊 はるな

まえがき

人工知能 (AI) とは、人間の知的な行動をコンピュータに行わせる技術である。近年、AIが様々な業界で実用化され活躍している。産業分野においても、不良品検知や商品の需要予測など様々な場面でAIが採用される例が増えている。本稿では、AIの歴史、機械学習技術の概要および最新動向について紹介する。

◇ 人工知能の歴史

人工知能 (AI) という言葉が生まれたのは、半世紀以上前まで遡る。1956年のダートマス会議に向けてジョン・マッカーシーが「Artificial Intelligence (人工知能)」という単語を提案書に盛り込んだ¹⁾。この会議でAIに関する課題が整理されたことをきっかけに、AIの研究が盛んに行われるようになった。これが、1950年代後半から1960年代にかけて起きた第一次AIブームである。第一次AIブームでは、推論と探索を行うAIを中心に研究が行われ、迷路の解き方や数学の定理証明などの問題に対してAIが解を提示できるようになった。しかしながら、複雑な要因が絡む現実の課題を解くことは困難であったことから、一転してAIの研究は廃れていった。

AIの研究が下火であった1970年代にスタンフォード大学でMYCINと呼ばれるAIが開発された²⁾。MYCINは伝染病の血液疾患を診断するAIで、エキスパートシステムと呼ばれるシステムが用いられた。エキスパートシステムとは、人間が用意した特定の専門分野の知識をもとにコンピュータが推論を行うシステムで、これにより実社会の課題をAIが実用可能な段階まで解けるようになった。MYCINの成功をきっかけに、1980年代に第二次AIブームが起きた。第二次AIブームでは、幅広い領域で、エキスパートシステムを用いたAIの研究が盛んに行われた。しかしながら、条件や規則に

矛盾が生じるような複雑な課題については表現が難しく、さらに人間が膨大な知識を用意し、暗黙知について形式知化することが困難であるといった課題が発生し、AIの研究は再び冬の時代を迎えた。

コンピュータの性能が向上し始めた1990年代後半頃から再びAIに注目が集まり始め、2000年代頃から第三次AIブームが始まる。第三次AIブームでは、機械学習と呼ばれる技術を中心に研究が行われている。機械学習は、コンピュータが大量のデータから知識を自ら学ぶ技術である。そのため、エキスパートシステムと異なり、人が事前に形式知化された膨大な知識を用意する必要がないという利点があった。2006年にはジェフリー・ヒントンらにより機械学習手法の一つであるディープラーニング (深層学習) が発明される³⁾。世界的な画像認識の大会で2位以下に大差をつけて優勝したAI⁴⁾に用いられ注目を集めた。第三次AIブームは現在まで続いており、様々な業界でAIに関する研究が盛んに行われている。しかしながら、現在のAIは、推論過程がブラックボックス化していることや学習データが存在しない外挿領域のデータを上手く予測できないなどの課題が存在する。そして、これらの課題を解決するため、次世代AIの検討がすでに始まっている⁵⁾。例えば、ルールベースAIと機械学習を融合させたアプローチもそのひとつだ⁶⁾。

◇ 機械学習とは

機械学習は、現在のAIで広く用いられている技術である。本章では、機械学習の代表的な手法である、教師あり学習、教師なし学習、強化学習について紹介する。

1. 教師あり学習

教師あり学習とは、正解が紐づけられたデータを用いてAIの学習を行う手法である。教師あり学習を用いたAIは、データの入力に対して正解を上手く出力するように学習する。教師あり学習の代

表例として分類問題と回帰問題がある。分類問題では、データが所属するクラスを推論する。例えば、画像に何が写っているかを判別する、顧客データから商品を購入するか否かを推測するなどのタスクが分類問題である。回帰問題では、連続した数値を予測する。例えば、気温の予測や売上の予測などのタスクが回帰問題である。

2. 教師なし学習

教師なし学習とは、正解が分からないデータを用いてAIの学習を行う手法である。教師なし学習を用いたAIは、大量のデータから頻出するパターンやデータ間の類似性を見つけ出すように学習する。教師なし学習のデメリットとして、AIが導き出したデータの特徴を人が解釈する必要があり、その特徴が人間にとって有益なものであるとは限らないことが挙げられる。教師なし学習の代表例として、クラスタリングがある。クラスタリングでは、大量のデータを、似た特徴を持つデータ集合に分ける。これをクラスタと呼ぶ。例えば、大量の顧客データをクラスタリングして得られたクラスタに合わせて新商品開発の検討を実施するというように用いられる。

3. 強化学習

強化学習は、どのように行動すればより良い結果になるかを試行錯誤しながら学習する。教師あり学習では1つのデータに対して1つの正解が付いているが、強化学習では複数の行動の後に最終的なより良い結果をもたらす行動を選択するという学習が可能である。例えば、歩行する人型ロボットAIの場合、どのように身体を動かせば転ばずに上手く歩行できるか試行錯誤しながら学習が行われる。最初は両足を同時に動かそうとしたり同じ方向の手足を同時に前に動かしたりするなどの失敗を経験しながら、最終的には上手く前に進める歩行方法を習得していく。強化学習が実際に用いられている例として、DeepMind社が開発したAlphaGo⁷⁾が挙げられる。AlphaGoは囲碁のAIで、プロの棋士に勝ったことで注目を集めた。また、自動運転車などの複雑なタスクへの強化学習の適用について研究されている⁸⁾。

◇ 人工知能の最新動向

1. AutoMLの台頭

Auto Machine Learning (AutoML) とは、機

械学習に伴う作業の一部を自動化する仕組みである。機械学習では、データの加工、特徴量設計、AIモデルの選択といった多くの作業が必要となる。これらの作業を自動化することで、AI開発の負担を軽減することができる。そのためAutoMLは、データサイエンティストの人手不足⁹⁾を解消する仕組みとしても注目されている。近年、多くの企業や組織からAutoMLツールが提供されている。AutoMLは、今後、技術が進歩していくことで自動化される領域が増え、適用される機会もより増えていくと考えられる。

2. 自然言語処理の高精度化

自然言語とは、人間が日常的に用いている英語や日本語などの言葉である。自然言語処理では、AIが入力された言葉の意味を解析してタスクを実施する。自然言語処理で行われるタスクとして、機械翻訳、感情分析、文法チェックなどが挙げられる。近年では、これら自然言語処理の様々なタスクに対して高精度化が進み、実用化段階に入っている。

高精度化の背景には、二つのブレークスルーがある。最初のブレークスルーは、2013年のword2vec¹⁰⁾の登場である。それまでは、単語の意味の類似性について小規模なコーパス（例文の集合）と語彙数に対してしか計算できなかった。word2vecの登場により、実用に耐えうる大規模なコーパス（数GBサイズの文章）と語彙数に対して計算が可能になった。

二つ目のブレークスルーは、2018年のBERT¹¹⁾の登場である。BERTの登場により、単語の列全体が表す意味（文脈、コンテキスト）を捉えられるようになった。BERTではTransformer¹²⁾という深層学習の手法を用いて大規模コーパスの並列計算を実現している。そして、大規模コーパスで学習済みのモデルは、「文の意味」を理解する様々なタスクへ転移学習させることができる。これにより、自然言語処理の様々なタスクが実用化できるレベルにまで精度向上された。

3. Generative AI

Generative AIとは、テキストや画像などの新たなコンテンツを生成できるAIである。例えば、白黒画像をカラー画像に変換する技術¹³⁾や低画質の画像を高画質化する技術¹⁴⁾もこれに含まれる。こ

の技術を応用して、昔の写真や映像作品を4K以上の画質に上げるツールが提供され始めている。他にも、写真を著名な画家の描いた絵画のような画像に変換する画風変換技術も注目を集めている¹⁵⁾。人間が好きな文章を入力することでAIが文章にあった画像を生成する技術も登場している。近年では、テキストから画像を生成するAIが「馬に乗った宇宙飛行士」という現実では実在しない画像を生成し話題になった¹⁶⁾。

Generative AIを実現する手法の代表例として、敵対的生成ネットワーク (GAN)¹⁷⁾がある。GAN自体は2014年に発表された生成モデルであるが、以降もその手法をベースに研究が盛んに行われている。現在までに、学習の収束速度や安定性を改善した手法¹⁸⁾が発表されている。

4. 責任あるAI (Responsible AI)

AIは社会に大きなメリットを与える一方で、悪影響を与えてしまう可能性を孕んでいる。前節で述べたGenerative AIは、著名人のフェイク動画を作成することに用いられ、問題となった¹⁹⁾。顔認証AIが誤って検出した無実の人物を誤認逮捕してしまったという事例も発生している²⁰⁾。これは、顔画像データセットに白人が多く黒人が少ない偏りがあった影響で、白人に比べ黒人の推論精度が落ち、公平性が損なわれた結果発生した問題である。自動運転は、AIの判断ミスで人身事故につながる可能性がある。予期しない事態でも、AIが危険な挙動をすることがないようにAIの信頼性をいかに担保するかも課題になっている。

責任あるAI (Responsible AI) は公平性、信頼性、プライバシーなどAIを取り囲むこれらの課題感を包括するコンセプトである。さまざまな企業や組織が、これに対する自社の取組みを表明し始めている。

5. 産業界の動き

AIやIoTデバイスの発展に伴い、商品の需要予測や、工場の操業状況の監視、製品の品質管理などの様々な工程でAIが使われるようになった。また、それら個々のAIを組み合わせることで、サプライチェーン全体をAIで高度化する取り組みも行われている。

一方で、利用されるAIの数の増加に伴って、管理運用の負荷が課題となってきている。一般に、

ある特定のデータで学習したAIは永続的に利用できるものではなく、環境の変化に応じて継続的に改善を続けることが必要になる。例えば、需要予測の場合には、景気の上下や、消費者動向の変化などが積み重なって、AIの予測が現状と合わなくなる場合がある。また、品質管理でも、利用するカメラやセンサーを変更すると、期待通りの精度が得られなくなることがある。このようなケースに対応するためには、運用中のAIをモニタリングし、データの変化を検知してAIを再学習することが必要となる。しかし、AIの数が多い場合にはすべてを手手で管理することは難しい。そこで近年注目を集めているのが、AIの運用に必要な作業を自動化するMLOpsという枠組みである。ここ数年で、パブリッククラウドなどを中心に本格的なツールの提供も進んでおり、AIの利用を進めている企業を中心に活用されている。

むすび

本稿では、AIの歴史および機械学習の代表的な手法について紹介した。今回紹介した手法以外にも半教師あり学習、自己教師学習、能動学習など様々な学習方法が研究されている。また、企業や組織は、AIの課題に責任をもって取り組みながらより広範なタスクへの適用に向けて開発を進めている。本稿がAIを業務活用する際の一助となれば幸いである。

参考文献

- 1) J. McCarthy, M. L. Minsky, N. Rochester, C. E. Shannon, "A Proposal for the Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence", AI Magazine (1955)
- 2) E. H. Shortliffe, "Mycin: A Knowledge-Based Computer Program Applied to Infectious Diseases.", Proc Annu Symp Comput Appl Med Care (1977)
- 3) G. E. Hinton, R. R. Salakhutdinov, "Reducing the Dimensionality of Data with Neural Networks", Science (2006)
- 4) A. Krizhevsky, I. Sutskever, G. E. Hinton, "ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks", Advances in Neural Information Processing Systems (2012)
- 5) 国立研究開発法人科学技術振興機構、第4世代AIの研究開発—深層学習と知識・記号推論の融合—、<https://www.jst.go.jp/crds/pdf/2019/SP/CRDS-FY2019-SP-08.pdf>
- 6) Z. Susskind, B. Arden, L. K. John, P. Stockton, E. B. John, "Neuro-Symbolic AI: An Emerging Class of AI Workloads and their Characterization", CoRR (2021)

- 7) D. Silver, A. Huang, C. Maddison, et al, "Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search", Nature (2016)
- 8) M. Toromanoff, E. Wirbel, F. Moutarde, "End-to-End Model-Free Reinforcement Learning for Urban Driving Using Implicit Affordances", Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (2020)
- 9) みずほ情報総研株式会社、平成30年度我が国におけるデータ駆動型社会に係る基盤整備 (IT人材等育成支援のための調査分析事業)—IT人材需給に関する調査—調査報告書、https://www.meti.go.jp/policy/it_policy/jinzai/houkokusyo.pdf
- 10) T. Mikolov, K. Chen, G. Corrado, J. Dean, "Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space", 1st International Conference on Learning Representations (2013)
- 11) J. Devlin, M-W. Chang, K. Lee, K. Toutanova, "BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding", Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies (2019)
- 12) A.Vaswani, N. Shazeer, N. Parmar, J. et al, "Attention is All you Need", Advances in Neural Information Processing Systems (2017)
- 13) J. Su, H. Chu, J. Huang, "Instance-aware Image Colorization", Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (2020)
- 14) D. Ulyanov, A. Vedaldi, V. Lempitsky, "Deep Image Prior", International Journal of Computer Vision (2020)
- 15) L. A. Gatys, A. S. Ecker, M. Bethge, "Image Style Transfer Using Convolutional Neural Networks", Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (2016)
- 16) DALL-E2, <https://openai.com/dall-e-2/>
- 17) I. Goodfellow, J. Pouget-Abadie, M. Mirza, et al, "Generative Adversarial Networks", Advances in Neural Information Processing Systems (2014)
- 18) A. Sauer, K. Chitta, J. Müller, A. Geiger, "Projected GANs Converge Faster", Advances in Neural Information Processing Systems (2021)
- 19) M. Castillo, "Fake video news is coming, and this clip of Obama 'insulting' Trump shows how dangerous it could be", CNBC, <https://www.cnn.com/2018/04/17/jordan-peele-buzzfeed-psa-edits-obama-saying-things-he-never-said.html>
- 20) K. Hill, "Wrongfully Accused by an Algorithm", The New York Times, <https://www.nytimes.com/2020/06/24/technology/facial-recognition-arrest.html>



3. IoTシステム

富士電機(株) 技術開発本部 デジタルイノベーション研究所 IoTソリューションセンター IoT推進部 主幹 **福住光記**

まえがき

我が国において、IoTという概念が登場してから、7年以上が経過した。この間、各分野で様々な取り組みがなされてきたが、製造業においても、現場データを用いて課題解決を図る取り組み、すなわち価値創出に向けたデータとデジタル技術の活用が加速している。

当社は、フィールドデバイスから制御システム、クラウドシステム、AI技術とその応用ソリューションまで、垂直統合システムを提供できることが特徴であり、早くから製造業におけるOT (Operation Technology) 領域と分析・AIソリューションなどのIT領域を融合させて、お客様価値の創出に取り組んでいる。本稿ではその中核である「IoTシステム」と主要なデジタル技術について紹介する¹⁾。

◇ IoTシステムのコンセプト

IoTは単にネットワーク（インターネットやLAN）に接続可能なモノを指すのではなく、お客様の製造現場（機械・設備、ライン、インフラな

ど）のあらゆる情報をデジタル化し、サイバー空間で新しい価値を創出するシステムの総称とするのが、当社の一貫した考え方である。図1にIoTシステム全体像を示す。

価値創出プロセスは、様々な現場データをサイバー空間へ収集し「見える化」を図る。分析技術やAIを活用して、何が起きているか/起ころうとしているかなどを「分かる化」する。その結果をもとに「施策化」を図り、現場に適用する。このプロセスはPDCAサイクルに例えることもできる。見える化・分かる化は当社が担当し、施策化・現場展開はお客様が担当する、などの「共創」関係を構築できる点が特徴である²⁾。

IoTシステムは、現場データ利活用のための基盤技術である。より大きなお客様価値（エネルギー最適化、操業最適化、設備環境最適化、技術伝承）を生み出すソリューション、ならびにDX化（企業全体最適、そのための変革）に貢献する。

◇ データ収集技術（見える化）

プラントには多くの設備資産がある。これらは

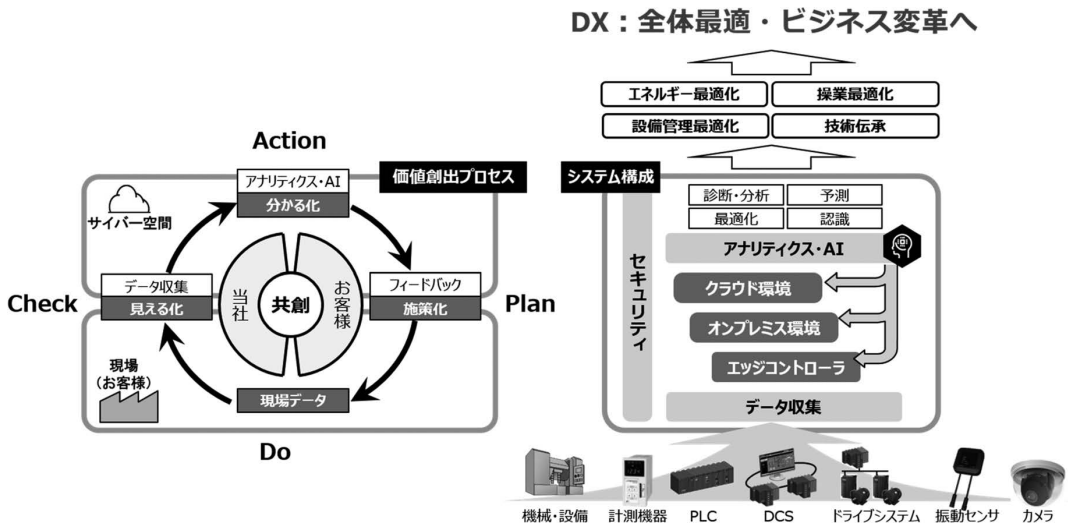


図 1 IoTシステムの全体像

すべてサイバー空間に接続し、データリソースとすべきである。データ収集は、製造現場のあらゆる情報をデジタル化し、サイバー空間へ接続する技術である。

■ゲートウェイ接続技術

ネットワークへの接続機能がない既設のデバイスや機械などを自社・他社を問わず、個々の製品のローカル通信機能を利用して、ネットワークに接続する技術である。これらゲートウェイは、数多くのPLC、インバータ、成形機、ロボット、計測機器などとの多種多様な接続インタフェース（通信プロトコル）の対応が求められる。

■センサ接続技術

回転機やブレーカ、分析計など、そもそもローカル通信機能もインテリジェンスもないモノを接続する技術である。ゲートウェイに振動センサや温度センサ、電流センサなどを接続し、センサ経由で対象の状態をデジタル化する。このタイプは、センサ入力に加えて、カメラや音声の入力、ミリ秒単位の高速サンプリングなど、用途も多様化している。

当社ではこれらのゲートウェイを「エッジコントローラ」と総称しており、代表的な製品を図2に示す。課題や目的に応じたデータ収集が可能である。

■OPC UA

データ交換や通信に関する国際標準規格（IEC 62541）であるOPC UAが、OTとIT（サイバー空間）の情報交換手段として、適用が進んでいる。

OPC UAは、「つながる・伝わる・安全に」という3つのコンセプトを具体化している。OSなどの制約無しにスケーラブルな構造にすることで、コンパクトなものはデバイスに直接実装できる。すなわち、現場設備からデバイスレベルまでが直接サイバー空間へ「つながる」。仕様段階からセキュリティが組み込まれており、「安全に」通信できることが担保されている。さらに重要なのは、様々な設備ごとに情報モデル（データ構造とその意味）が定義できることである。サイバー空間（IT技術者やシステム）に現場情報とその意味が直接「伝わる」。欧州を中心に、ロボット、工作機械、成形機などの情報モデル化が完了しており、更に対象範囲が拡大している。

◇ アナリティクス・AI技術（分かる化）

当社は、製造現場の機械・装置を対象に、500件以上のデータ解析・価値創出に取り組み、その中で新たな技術開発を進めてきた。

■アナリティクス・AI³⁾

当社が取り組んでいる解析・最適化技術の総称で、目的別に4タイプを用意している。

- ・何が起きているか・何が原因か、を突き止める解析・診断技術
- ・これから何が起ころかを推定する予測技術
- ・何が最適か・どうすれば良くなるか、を導く最適化技術
- ・音声・画像などの認識技術

いずれも、現場データを学習し、AIモデルを自

	FITSAΣ	診断モジュール	SignAiEdge	OnePackEdge
外観				
適用、用途	<ul style="list-style-type: none"> 既設システム、装置 遠隔監視 	<ul style="list-style-type: none"> モーション制御システム 	<ul style="list-style-type: none"> 製造装置、製造ライン 	<ul style="list-style-type: none"> 製造ライン
特長	<ul style="list-style-type: none"> 電力、温湿度、振動など様々なデータ収集可能 有線(Ethernet)、無線(モバイル)回線による上位IF 	<ul style="list-style-type: none"> MICREX-SX CPUモジュールをベースとした高速データ収集・分析 	<ul style="list-style-type: none"> 1台で現場での計測値や診断結果の確認が可能 パッチ波形の診断が可能 	<ul style="list-style-type: none"> 環境・加工(CNC/PLC)・画像・音声データを丸ごと収集可能
サンプリング周期	<ul style="list-style-type: none"> 100ms～ 	<ul style="list-style-type: none"> 2ms～ 	<ul style="list-style-type: none"> 100ms～ 	<ul style="list-style-type: none"> 1ms～
分析・診断機能	<ul style="list-style-type: none"> データ加工、フィルタリングソフトウェアの実装可能 	<ul style="list-style-type: none"> MSPCIによる診断(サーボアンプとの組合せによる健全性診断) 	<ul style="list-style-type: none"> MSPCIによる診断(SignAiEdge1台で可能) 	<ul style="list-style-type: none"> OnePackEdge Openerによる見える化、解析支援(MSPCI搭載は開発中)

図 2 エッジコントローラの例

動生成し、モデルと機械やプラントの現在状態から価値を導く。

本稿では、解析・診断技術の入り口ツールとしているMSPCを例に、分かる化技術の概要を説明する。

■MSPCとは

多変量解析 (MSPC: Multivariate Statistical Process Control) の略である。機械やプラントが健全状態にあると判断される期間に、温度、圧力、流量などの複数の現場データ (パラメータ) を一定期間収集し、統計的手法を用いて各パラメータの相関関係をモデル化する (健全モデル)。健全モデルにパラメータの現在値を与えると、「健全状態からのズレ度合い (Q値と呼ぶ)」が把握できる。すなわち「いつもと違う」状態を定量化することができる。さらに、現場データごとにQ値への関与度合いがランキングされるので、ズレの要因を知ることができる (図3)。

■データクレンジング技術

収集した現場データはそのままでは学習データとして使えない。データ解析に不要な文字列などを削除する書式整形、センサの故障などによる欠損値や、測定値のレンジ設定誤りなどによる外れ値の処理 (補間や削除)、サンプリング周期が異なるデータ項目の統合処理などが必要である。

■データ特性把握技術

精度の高いモデルを生成するには、学習データの特性を把握し、最適なデータ項目を選択する必要がある。一般には、統計情報 (平均値、標準偏

差など) や項目間の相関を用いる。複雑な機械やプラントでは、同じ製品を同一品質条件で製造していても、時間帯、季節、気温、天候、定期点検の前後など、「様相 (モードともいう)」の違いで、データ特性が異なることが多い。このためクラスタリングと呼ばれる自動分類技術を用いて、様相ごとにデータを分類する。また、複数データ項目から「特徴量」と呼ばれる新たな指標データを生成する場合もある。

ここまでを、前処理ともいう。中でも、データ特性把握は、データ解析技術者の技術スキルを最も必要とする部分である。

■健全モデル生成・診断技術

前処理で選択されたデータ項目を用いて、健全モデルを生成する。モデル生成は当社アルゴリズムで自動化されている。前処理にはエンジニアリングが必要だが、その結果は対象が同じなら再利用できる。更に、モデル自体はコンパクトな関数なので、診断プロセス全体をエッジコントローラに実装して、現場でリアルタイム診断することが可能である。

モデルを局所的に随時生成する技術をJIT (Just In Time) モデリングと呼ぶ。機械やプラントの経年変化とともに、モデル精度は劣化するが、それを補う手段として有効である。

■健全モデルによるリアルタイム診断事例

MSPCは、本来連続プロセス用のモデリング理論であり、一連の処理が繰り返されるバッチ処理には適用出来なかった。当社はバッチ制御に対応

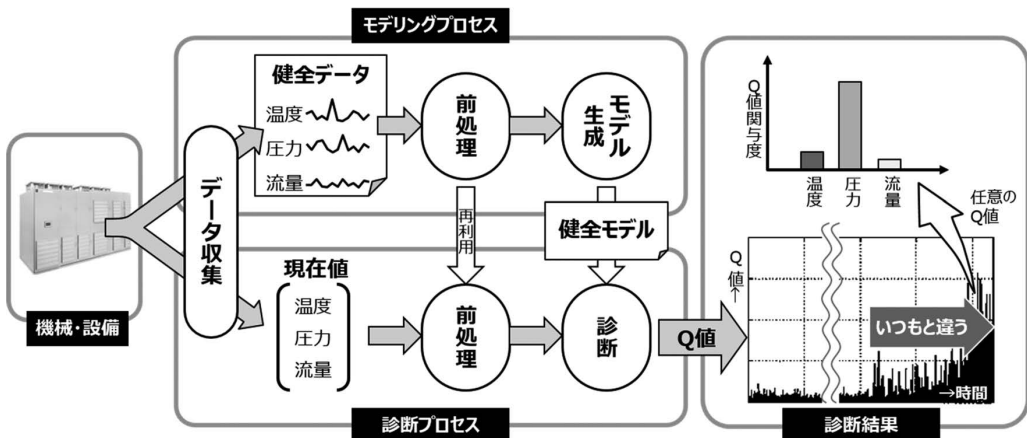


図 3 MSPCの概要

可能なバッチMSPC (B-MSPC) を開発し、適用範囲を拡大している。ここでは、B-MSPCを食品包装機のシーリング機構に適用し、品質向上に寄与した事例を紹介する。

図4aに対象とした包装機のシーリング機構の概略を示す。食品（せんべい、ラーメン、餅など）が筒状のフィルムに覆われてベルトコンベアを流れてくる。シーリング機構では、加熱したカッター・シーラとよばれる機構を①ライン速度に同期させ、②フィルムに押し当て、③フィルムを熱圧着し、④カットするサイクルを繰り返す（図4b）。シーリング機構におけるお客様の課題は、食品破片の噛み込みやシワ・ヨレの発生である。いずれも包装の密閉性を低下させるため、様々なセンサ設置や、後工程での検査などの、品質確保コストが必要である。

食品包装機のさまざまな機構はPLCがモーション制御するサーボシステムによって動作する。当社は、サーボシステムから得られる負荷トルク、帰還速度、ライン速度などいくつかの変数を選び出し、B-MSPCを適用して、シーリング機構における健全モデルを生成した。

図4cに、本モデルを用い、シーリング機構に厚さ70 μ mの紙片を噛み込ませた模擬試験の結果を示す。紙片を噛み込ませた場合は、カッター・シーラをフィルム押し当て時にQ値が大きく変動しており、「健全でない」状態が明示されている。

健全モデルは診断モジュールにインストールして、当社モーションPLCに実装できる。シーリング良否の診断をリアルタイムで診断でき、大きなコストダウン価値が期待できる。

アナリティクス・AIは、圧延設備のミルモータ健全性診断や、エネルギーセンター最適運用など、鉄鋼分野への適用も多い。

むすび

IoTシステムのコンセプトと、主要なデジタル技術と実施例について紹介した。

情報デジタル化の拡大とともに情報量が爆発的に増大している。人間を介在させずに、あらゆる情報処理をすべてコンピュータシステムに代行させる取り組みが現実化している。IEC（国際電気標準会議）は、そのホワイトペーパーで、コンピュータシステム間において、情報だけでなくその「意味」も正しくやり取りできること（相互運用性：Interoperability）をDX化の要件にあげている。意味を伝える技術のことを「オントロジー」といい、本稿で紹介したOPC UAの情報モデルもオントロジーの具体化手段のひとつである。

このような新しい技術動向や世界標準動向を注視しながら、製造業のお客様価値の創出に今後とも努めていく所存である。

参考文献

- 1) 瀬谷彰利ほか. 富士電機のDX（デジタルトランスフォーメーション）の現状と展望. 富士電機技報. 2021, vol. 94, no. 3, P130-140
- 2) IoT Solution. 富士電機HP. 2021-12. https://www.fujielectric.co.jp/about/promotion/system_solution/concept/#anc_concept_movie, (参照 2022-05-10)
- 3) Analytics and AI. 富士電機HP. 2021-12. https://www.fujielectric.co.jp/about/promotion/system_solution/concept/#anc_concept_movie, (参照 2022-05-10)

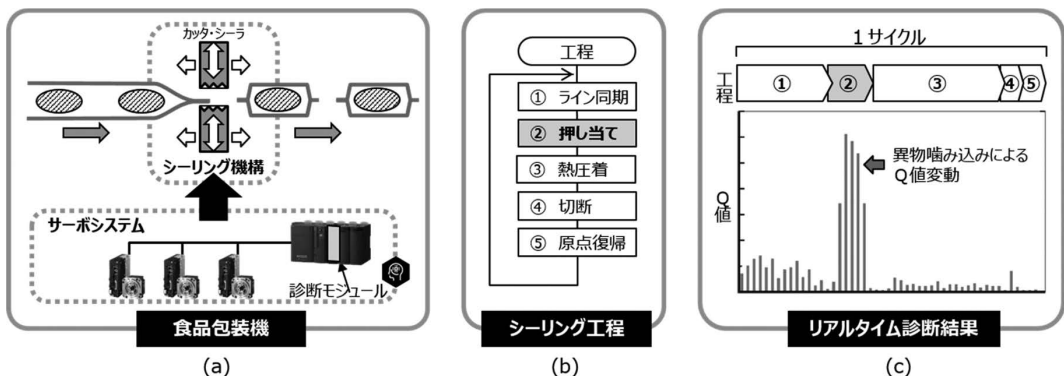


図 4 リアルタイム診断事例（食品包装機）

Ⅲ. デジタルデータ技術の 鉄鋼業への活用事例

1. 冷間圧延機のAI制御技術

(株)日立製作所 たかたけい 高田敬規
電機制御システム設計部 主任技師

◇ 緒言

圧延設備においては、製品品質の高精度化、操業の安定化のため、種々の制御が導入され成果を上げている。適用されている制御技術についても、古典制御から最適制御、ファジィ理論やニューラルネットを用いたものまで多種多様である。弊社においても、特に、板厚制御、形状制御の分野にて制御技術の開発を行ってきており、形状制御においては、AI技術を活用した制御技術を開発し、実機への適用を実施してきた。

制御技術の比較を図1に示す。新しい制御を考える場合には、制御精度の向上のみではなく、試運転時およびその後の調整作業の容易度、新しい鋼種が入ってきた場合の対応、オペレータノウハウを考慮可能か、制御系自体が学習していく自己調整能力の有無等も考慮する必要がある。

制御モデルを用いて制御対象の状態が最良となるように予測して制御する最適制御は、モデルの確立した対象に対しては、非常に有効であり、制御精度も高い。反面、モデルの作成が困難な対象の場合、不正確なモデルを用いて制御対象の動作を予測するため、制御精度は悪化する。また、最適制御を適用した場合、試運転時およびその後の調整は理論を良く理解した人でないと困難であり、保守性が悪いという問題もある。

ファジィ制御を用いた場合、オペレータの操作方法を模擬して制御を実施するため、一定の制御精度が期待できる。また、制御ルールという形で制御方法が決められているので、保守が容易である。弊社が開発・実用化したファジィ制御とニューラルネットを組み合わせ、ニューラルネットで制御対象のパターンを認識し、認識結果を用いた推論をファジィ制御で行うニューロ・ファジィ制御は、

制御技術比較

制御方式	制御精度	調整容易度	新材料対応	ノウハウの導入	自己調整力	備考
古典制御	△	○	△	×	×	従来制御
最適制御	◎*	△	△	×	△	モデルの確立した対象用
ファジィ制御	○	○	△	○	×	定性的な制御用
ニューロファジィ制御	○	△	○	◎	△	パターン制御に最適
Deep Learning適用プラント制御	◎	○	○	◎	◎	複雑な制御も可能

*:モデル精度により×~◎となる

図 1 制御技術の比較

通常ファジィ制御より更に理解しやすい制御方式となっている。

冷間圧延機の形状制御は、正確な制御モデルの作成が困難であり、元々はオペレータが手動操作で制御していた。従って、ファジィ制御やニューロ・ファジィ制御の適用対象として最適であると考え、ファジィ制御を適用したクーラント形状制御、およびニューロ・ファジィ制御とそれを適用したセンザミア圧延機の形状制御を実現してきた。

さらに近年、Deep Learningを適用したプラント制御技術を開発し、センザミアミルの形状制御において実機へ適用した。本制御は、制御系自体が操業の実績データより自動で学習していくため、自己調整力、ノウハウの導入に優れ、高い制御精度を実現することができる。

AI技術を用いた制御を実機に適用するには、上記の内容に加えて、制御の信頼性の確保が重要な課題となる。ここでは、冷間圧延機のAI技術として、ファジィ制御の概要とそれを適用したクーラント形状制御、およびニューロ・ファジィ制御とそれを適用したセンザミア圧延機の形状制御、さらにニューロ・ファジィ制御を発展させたDeep Learning適用プラント制御について、概要を説明し、それぞれの制御の信頼性を確保する為の方法について紹介する。

◇ ファジィ制御の概要とファジィクーラント制御

ファジィ推論は、人間の行う定性的な推論を、定量的に扱う手法であり、これを用いて制御系を構成したファジィ制御は、圧延機の制御において

は、セットアップ、板厚・張力干渉防止、形状制御等に用いられてきている。ファジィ制御はメンバーシップ関数により定量的な量を定性的な量に変換する部分（クラス分け）、定性的なルールから推論を行う部分（推論）、および複数の結論を統合して1つの結論を求め、定性的な量を定量的な量に変換する部分（評価）から構成される。

ファジィクーラント制御は、スポットクーラントを備えた圧延機で、圧延中に発生する圧延発熱で熱膨張したワークロールを冷却してワークロールの表面形状を変化させることで、出側形状を修正する。スポットクーラントは、通常形状検出器の検出器ピッチと同じ間隔（50mmピッチ程度）で設置される。

スポットクーラントを噴射することによる冷却効果は、隣のゾーンまで影響するため、制御モデルとしては板幅方向の空間的変化を考える必要がある。また、一般的にスポットクーラントは、バルブのON/OFF制御となるので、オーバーシュートしないように形状の時間的変化も考慮する必要がある。

出側板形状が伸びているということは、その部分の圧下率が高いという事であり、形状をよくするためにはその部分のクーラントを噴射し、ワークロールの表面形状を凹にしてやれば伸びを抑制することができる。

ファジィクーラント制御では、各スポットクーラントのノズル位置における「クーラントを出したい度合い」（＝「クーラントを噴射したい方向に形状の悪い度合い」）を定量化する過程において、ファジィ推論を利用している。図2に示したよう

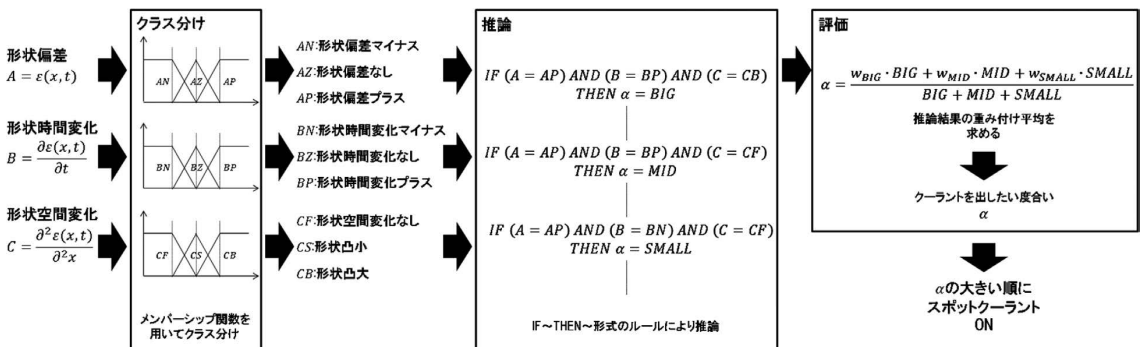


図 2 ファジィクーラント制御方法の概略

に、各ノズル位置の形状検出値を元に「クーラントを出したい度合い」を定量化することで各ゾーンを比較することができ、度合いの大きなものからスポットクーラントをONするノズルを決定する。

このファジィクーラント制御を実機に適用するにあたって、制御の開始時と収束間際には、全体的な形状偏差の発生量が異なっており、一定のメンバーシップ関数を用いた場合、クラス分けが不適当になる状況が発生しうる。この為、本制御においては、クラス分けされた結果に基づき、メンバーシップ関数を自動調整する機能を持たせ、常に安定したクラス分けを実現することで、制御機能の信頼性を確保している。

本方式を用いた形状制御は、制御操作端としてスポットクーラントが設置された冷間圧延機に適用され、成果を上げている。

◇ ニューロ・ファジィ制御（センデミア圧延機形状制御）

ニューロ・ファジィ制御は、ファジィ推論における前件部の主要な機能である定量的な量を定性的な量に変換する部分を、ニューラルネットを用いて行うものである。

ニューラルネットは、生物の神経細胞（ニューロン）を模倣したニューロンモデルを複雑に結合することによって、パターン認識や学習等の高度な機能を実現する。形状制御においては、形状のパターン認識を行うために多層型にニューロンを結合させたRumelhart型のニューラルネットを用いている。

図3に形状認識用のニューラルネットの一例を示す。形状検出器の出力が6ゾーン、認識したい形状パターンが4パターンの場合の例である。この場合、入力層が6個、出力層が4個のニューラルネット構成となる。ニューラルネットでパターン認識するには、まず学習を行う必要が有る。入力として認識させたいパターン、対応するパターンNoを設定し、ニューラルネットの出力が教師データと一致するように各層の間の重み係数を修正する。各パターンの入力に対して、出力の誤差が予め設定した範囲になるまでこの学習を繰り返す。

学習完了後のニューラルネットは、入力として認識したいパターンに類似したものが入ってきた場合、どのパターンに類似しているかを出力する。図3のようなパターンが入ってきた場合、パターン1が1.0に近い出力となり、他のパターンの出力

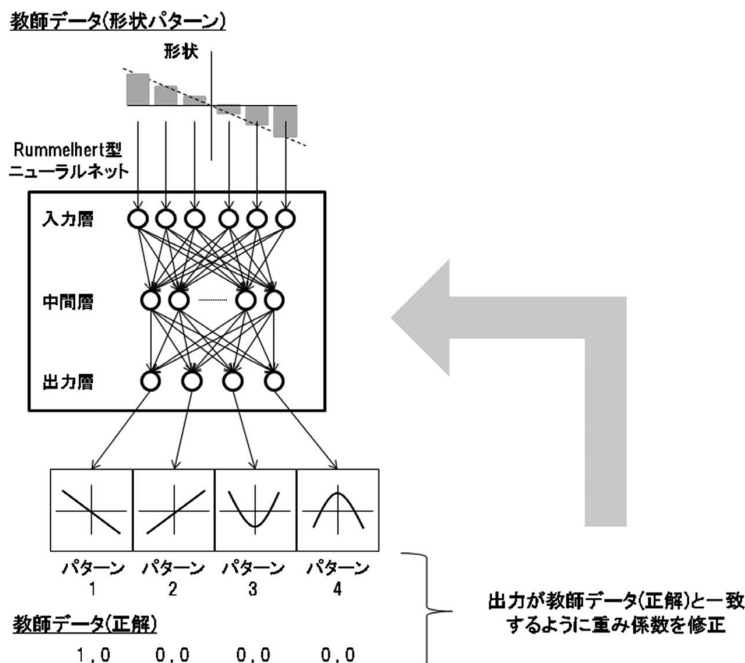


図 3 形状認識用のニューラルネットの学習

はほぼ0となる。

ニューロ・ファジィ制御方法は、予め設定してある形状パターンに実形状がどの程度適合しているかをニューラルネットで認識する。次に、認識結果に基づき、ファジィ推論でどの操作端を操作すべきか推論を行い、操作端を決定する。最後に、圧延速度等の条件から、実際の操作端への制御出力量を決定する。

ニューロ・ファジィ制御における推論ルールの表現を図4に示す。前件部が基準形状と呼ばれる形状パターン、後件部が前件部の形状パターンが発生した場合の制御操作端の操作方法となる。オペレータの経験やノウハウ等を制御ルールに反映することで、オペレータの感覚と非常に合致した制御とすることが出来る。制御ルールは、オペレータにとって容易に理解可能な形であるため、調整作業が容易であるという特長もある。

ニューロ・ファジィ制御は、ニューラルネットでの演算を形状パターンの認識のみに限定することで、制御の信頼性を確保している。制御中は、ニューラルネットによる形状パターンの認識結果を監視することができ、制御の演算がオペレータの感覚に合致していることを確認できる。また、圧延中の形状は、0-1に正規化した値を入力することで、形状偏差の大小に関わらず、同じ制御ルールに基づく制御精度を実現している。

オペレータの経験・知識から制御ルールを設定する本ニューロ・ファジィ制御により、モデル化が困難な為実施できなかったセンザミア圧延機の形状制御が実用化でき、これまで多数の納入実績がある。

◇ Deep Learning適用プラント制御

Deep Learning適用プラント制御は、前述のニューロ・ファジィ制御における形状のパターン認識と制御ルールに基づく操作量をDeep Learningを用いて学習し、制御を行うものである。ニューロ・ファジィ制御では、パターン認識させる形状パターンと制御操作端の制御方法（制御ルール）は代表形状パターンに限られており、代表形状パターン以外の形状に対しては、手動操作による微調整が必要となり、熟練度の差によって形状にばらつきが出るなどの課題があった。

それに対し、Deep Learning適用プラント制御は、操業の実績データから膨大な形状パターンとそれに対する制御操作端の操作方法（制御ルール）を学習し、制御機能に適用する事が可能である。蓄積した学習用データを基に制御ルールを学習し、学習した制御ルールに基づき、圧延中の任意の形状パターンに対する操作指令を出力することによって、形状制御の制御精度向上を実現する。

図5にDeep Learningを用いた制御ルール学習と制御のデータの流れを示す。Deep Learningは中間層の層数を多層化したニューラルネットを用いており、ニューロ・ファジィ制御で用いた従来のニューラルネットと比較して、より複雑な関係の学習が可能である。学習時は、Deep Learningに関係を学習させたいデータ（学習用データ）を与え、Deep Learningはネットワーク内のパラメータ調整を繰り返し、自動で入出力データの関係性を学習する。制御時は、学習用データを基に形状パターンと操作量の関係を学習したネット

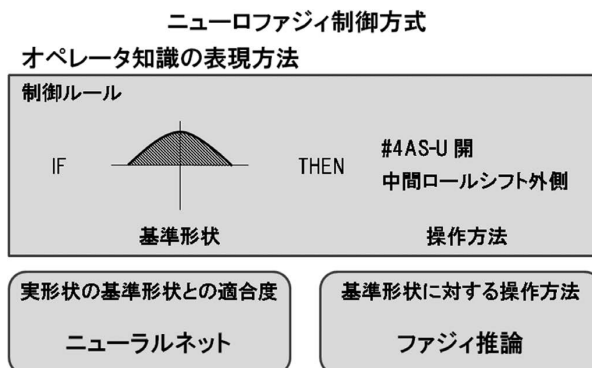


図 4 ニューロ・ファジィ制御方式における推論ルールの表現

ワークに、圧延中の任意の形状パターンを入力し、学習した制御ルールに基づく操作量を出力させて制御を行う。Deep Learningを用いた学習における設定（ハイパーパラメータ）として、中間層の層数、ユニット数、活性化関数の種類、最適化手法、学習回数などがあり、設定によって学習精度は変化する。学習に使用していない実績データを

テストデータとして用いた適用前評価や、ネットワークをプラントに適用した実績に基づく適用後評価の機能を有しており、評価値を基に高精度なネットワークを選択し、運用する事が可能である。

図6にDeep Learning適用プラント制御の制御サイクルを示す。Deep Learning適用プラント制御における学習機能は、実績データから学習用

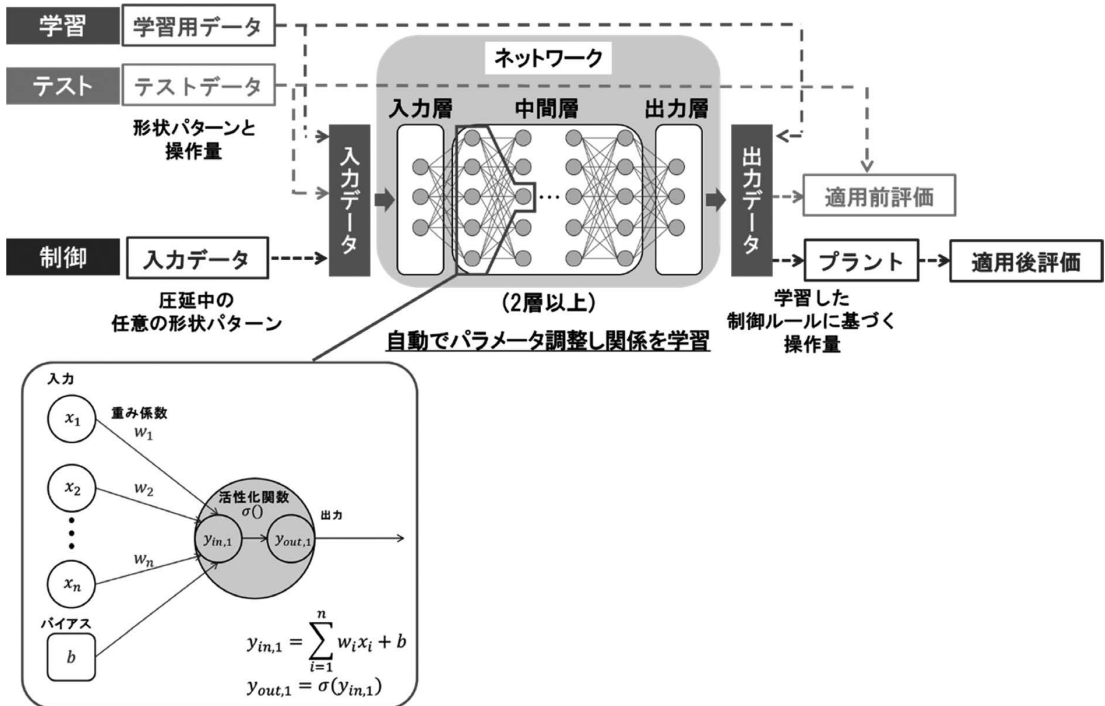


図 5 Deep Learningを用いた制御ルール学習と制御のデータの流れ

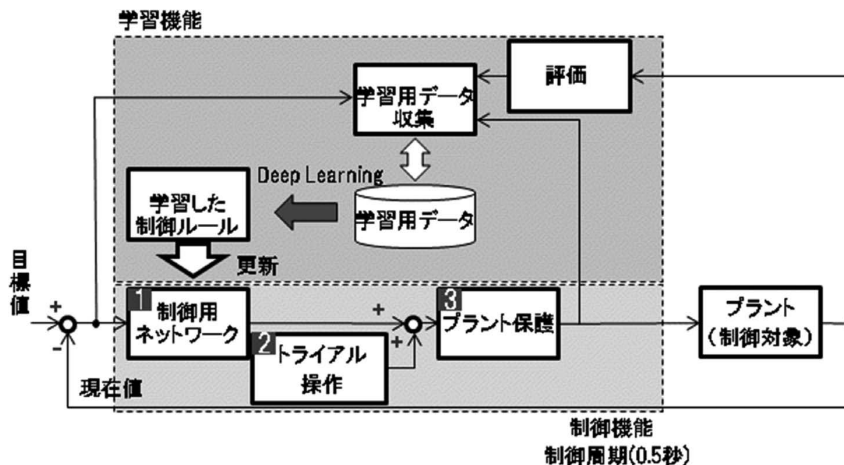


図 6 Deep Learning適用プラント制御の制御サイクル

データを抽出し蓄積する学習用データ収集機能と学習用データから制御ルールを生成するDeep Learning機能を有する。学習用データ収集機能では、操業の実績データに対して評価を行い、評価によって効果的と判断された操作データを学習用データとして蓄積していく。評価は、操作前後で形状が目標の状態に近づいたかどうかを評価関数を用いて定量的に判定する。この時、板幅方向の優先度や操業上の制約条件を評価関数に加味する事により、操業の目的や条件に沿った制御ルールを学習することが可能となる。類似した形状パターンに対する学習用データが複数存在すると学習精度が低下する為、評価を元に最も効果のあった学習用データのみを収集し、それ以外のデータを淘汰する事で、Deep Learning機能における学習精度を向上させている。

Deep Learning適用プラント制御における制御機能は、学習機能において学習した制御ルールを制御用ネットワークに適用し、圧延中の形状パターンをネットワークに入力して得られた出力を操作指令として制御対象のプラントを制御する。ネットワークを用いた操作指令の演算はリアルタイムで実行可能であり、従来のニューロ・ファジィ制御と同等の周期で実行している。AIによる出力を用いた制御の信頼性を保ちながら、新たな

制御ルールを獲得していく仕組みとして、トライアル操作機能とプラント保護機能を備えている。

Deep Learning適用プラント制御を、センデミア圧延機の形状制御に適用し、それまでオペレータの微調整が必要だった形状パターンに対しても自動化する事ができ、操作負担の低減と制御精度の向上を実現している。

◇ 結 言

以上、弊社で冷間圧延機の制御に用いたAI技術であるファジィ制御、ニューロ・ファジィ制御、Deep Learning適用プラント制御について説明した。冷間圧延機の形状制御は、制御モデルの作成が困難であり、かつオペレータが必要に応じて操作しているという点で、ファジィ制御、ニューロ・ファジィ制御等のAI技術を適用するには、最適の対象であり、これまでも長く使用されてきている。

今回、さらにDeep Learning適用プラント制御を開発し、実績データから制御ルールの自動学習が可能となり、従来のニューロ・ファジィ制御に比較して制御精度を更に向上させることができた。自動化が難しい為に、人の経験・知識に基づく操作が実行されている分野において、Deep Learning適用プラント制御を用いた精度向上・安定化が期待できる。

2. ディープラーニングによる 表面きずの弁別

大同特殊鋼(株) 技術開発研究所 森 だいすけ
計測システム研究室 室長 大 輔

まえがき^{1), 2)}

特殊鋼製品は、各種産業分野において高負荷環境で使用されるため、その要求品質は厳格化してきている。そこで、製造された製品が顧客の要求する品質仕様を満足するものかどうかを判定するために、非破壊検査が実施される。しかし、検査の判定基準を厳しくすると本来OK品であるはずの製品が、NG品と過剰に検出されてしまう生産者危

険が高まる。その結果、歩留まりや生産性の悪化につながる。そこで本稿では、棒鋼の表面きず検査を対象として、ディープラーニングを用いた過剰検出抑制技術について紹介する。

◇ 特殊鋼の非破壊検査¹⁾

特殊鋼材料の製造プロセスでは、スクラップを原料として、溶解、鋳造、各種圧延工程を経て、大型の角製品や丸製品から、平鋼、棒鋼などさま

試験方法	超音波探傷	磁粉探傷	浸透探傷
探傷方法概略図			
検出原理	超音波パルスの反射	磁気吸引作用	浸透作用 (毛細管現象)
対象材質	金属・非金属	金属(磁性材料)	金属・非金属
対象きず	表面・内部	表層部	表面(開口きず)

試験方法	渦電流探傷	漏洩磁束探傷	画像処理法
探傷方法概略図			
検出原理	電磁誘導	磁束の漏洩検出	カメラ画像の処理
対象材質	金属(導電性材料)	金属(磁性材料)	金属・非金属
対象きず	表層部	表層部	表面(開口きず)

図 1 特殊鋼製品における各種非破壊検査¹⁾

さまざまな形状の特殊鋼製品が生産されている。特殊鋼製品で実施される主な非破壊検査を図1に示す。

◇ 超音波探傷による表層近傍のきず弁別³⁾

(1) 超音波探傷 (UT: Ultrasonic Testing)⁴⁾

超音波探傷は、超音波パルスを試験体中に伝播させたときの反射強度と伝播時間(ビーム路程)を利用して、内部や表層近傍のきずを調べる非破壊検査である。丸棒鋼を対象とした超音波探傷は、丸棒鋼の側面から超音波を入射し、中心近傍は垂直探傷、表層近傍は斜角探傷により実施される。しかし、従来の斜角探傷では図2に示すとおり、表面きずと表皮直下きずの反射エコーはビーム路程が近いから、ビーム路程でそれぞれのきずを弁別することが困難である。

(2) 表皮直下きずの過剰検出

丸棒鋼の用途によっては表面のスケールを削って使用されるため、表面きずは無害として扱われる場合がある。つまり、斜角探傷による検査工程では、表皮直下のきずのみを検出したいが、無害

レベルの表面きずを過剰検出してしまい、歩留りや生産性の低下につながるおそれがある。そこで、表面きずと表皮直下きずの弁別技術が期待される。

(3) ディープラーニングによる弁別技術

前述のとおり超音波探傷技術のアプローチでは、表面きずと表皮直下きずを弁別することは難しい。そこで、近年注目される機械学習の適用可否を検討した。機械学習は人間が与えたデータをもとに、コンピュータが学習し、予測や判断をする技術である⁵⁾。中でも、機械学習の1つであるディープラーニング(深層学習)は、人が思いつかないルールやパターンを見つけ出すことができることから、複雑な鉄鋼生産プロセスへ適用するための検討が進められている⁶⁾。ここで、ディープラーニングの手法である畳み込みニューラルネットワーク(CNN: Convolutional Neural Network)の概念図を図3に示す。CNNは、中間層に畳み込み層とプーリング層を有しており、畳み込み層では、きずの特徴を学習したフィルタにより畳み込むことで、きずの弁別に必要な特徴量を抽出する。そ

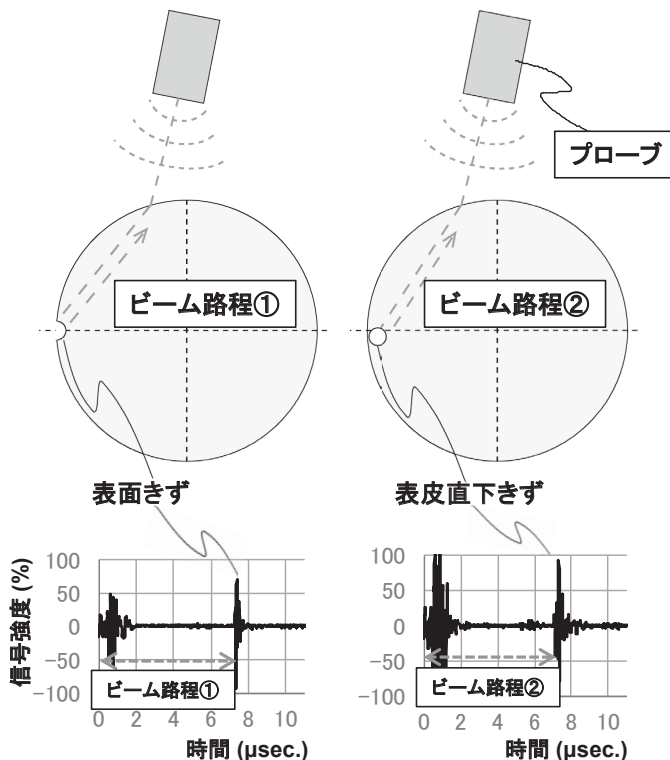


図2 表面きず(左)と表皮直下きず(右)の斜角探傷

して、その特徴量をプーリング層にて圧縮することで、きずの特徴を残しつつ変動に強い弁別が期待できる⁵⁾。

(4) 評価結果

ディープラーニングを適用するに当たり、表1に示す超音波波形のデータセットを使用した。

データセットは、学習用、検証用、テスト用に分割し、モデルの学習は学習用データセットを用いて、検証用データセットの弁別誤差が十分小さくなるまで学習を繰り返した。そして、学習したモデルの評価は、学習時や検証時に使用していないテスト用データセットを使って弁別精度を検

証した。

ディープラーニングの精度検証については、アルゴリズムの挙動を制御するハイパーパラメータ(学習率、バッチサイズなど)の初期値を変化させて、正解率をもっとも高くなった学習モデルを採用した。そのときのディープラーニングによる判定結果を混同行列として表2に示す。テスト用データ全体の数が1,570に対して、正解数1,107+455=1,562(正解率99.5%)、誤判定数1+7=8(誤判定率0.5%)と良好な結果となった。この結果より、ディープラーニング(1D-CNN)の有効性を確認した。

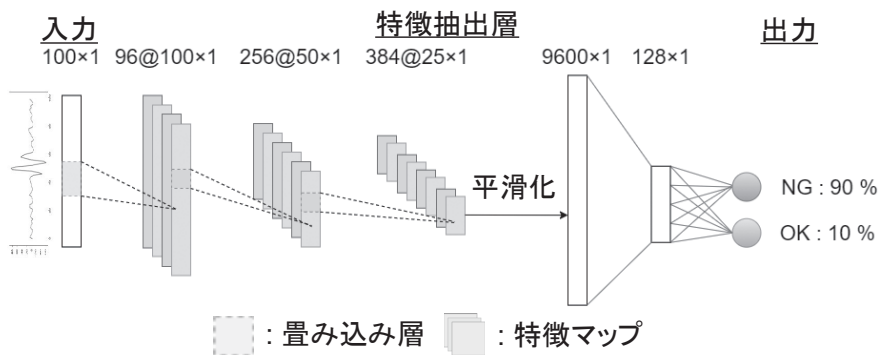


図 3 時系列データCNNの概念図

表 1 使用したデータ数

データ数	学習用	評価用	テスト用	合計
表面きず	3,320	1,085	1,108	5,513
表皮直下きず	1,390	485	462	2,337
合計	4,710	1,570	1,570	7,850

表 2 ディープラーニングによる弁別結果

テストデータ合計 : 1,570		予測結果	
		表面きず	表皮直下きず
正解 ラベル	表面きず	1,107 正解 99.9%	1 不正解 (見逃し) 0.1%
	表皮直下きず	7 不正解 (過剰検出) 1.5%	455 正解 98.5%

◇ 画像処理による丸棒鋼の表面きず良否弁別^{5)、7)}

(1) 画像処理法 (Image Processing)

画像処理法は、鋼材の表面をカメラで撮像した画像を使って、パソコン等で画像処理をおこない、表面きずの有無を判定する方法である。また、照明を用いることで表面きずの陰影が際立ち、識別性を高めることが期待できる。

(2) 表面きず (カッターマーク) の撮像方法とその課題

本章では、ピーリング加工後の丸棒鋼に発生する螺旋状の表面きず (カッターマーク) を検査対象とした。この表面きずの浅深は、機械特性に影響を及ぼす。

撮像方法は、**図4**に示す通り、円周方向90度ごとに4台のラインスキャンカメラを配置し、丸棒鋼全周の画像を輪切り状に取り込む。ラインスキャ

ンカメラは、素子が一列に並んでおり、高速に画像を取得することができ、丸棒鋼を直送させることで全長の画像を取得する。

しかし、従来の画像処理法では、画像きずの浅深を判断することが難しい。そのため、有害レベルの深い表面きずと無害レベルの浅い表面きずを弁別することはできない。有害レベルの深い表面きず (以下、NG品) を検出する閾値で運用すると、無害レベルの浅い表面きず (以下、OK品) を過剰に検出してしまう。そこで、二次元の画像から表面きずのOK品とNG品を自動で弁別する手法について紹介する。

(3) 学習に使用した画像

実際に撮像されたOK品とNG品の画像を**図5**に示す。図から分かるように人の目ではOK品とNG品の画像を弁別することはできない。また、従来の画像処理法においても、表面きずの輝度や形状

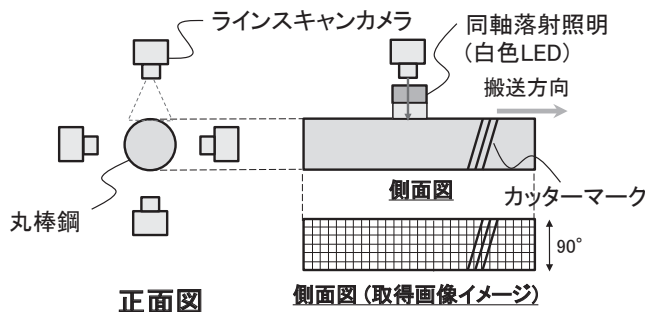


図 4 丸棒鋼の撮像イメージ⁷⁾

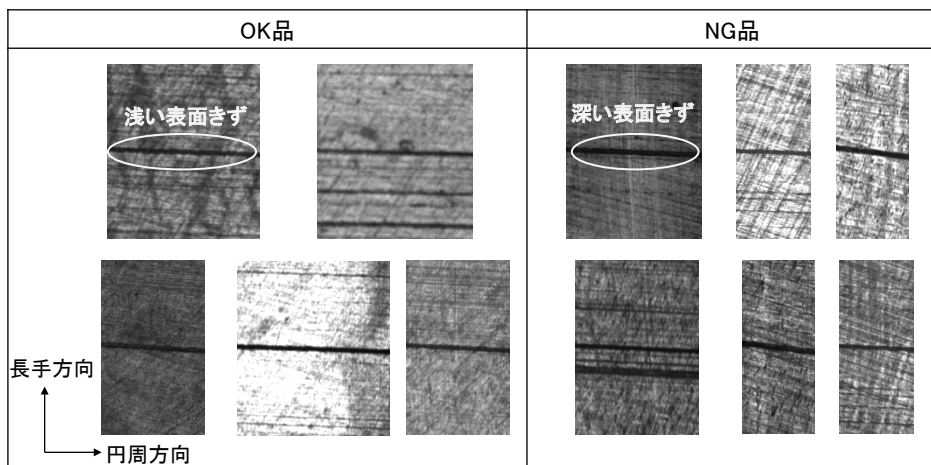


図 5 撮像されたOK品とNG品の画像例

に明確な差異が無いため、同様に難しい。そこで、撮像機器で取得した画像とデータ拡張した画像（回転やスケール補正など）を加えた約9万3千枚の画像を学習用、評価用、テスト用のデータセットに分割した。すべての画像データは、現場作業によって、表面きず画像がOK品かNG品であるか教示されている。モデルの学習は、弁別誤差が十分に小さくなるまで実施した。

(4) ディープラーニングモデル⁷⁾

ディープラーニングモデルの構造は2D-CNNと決定した。その理由は前述と同様に、畳み込み層にて、表面きずの特徴を学習したフィルタにより畳み込むことで、表面きずの浅深弁別に必要な特徴量を抽出できるためである。さらに、プーリング層にて抽出された特徴量を圧縮することで、特徴量を残しつつ表面きずの発生位置変動に強い特徴量の獲得が期待できる。最終的にOK品とNG品を示す二値の出力を得るように次元を削減した。尚、特徴量を抽出するためのネットワーク構造はスクラッチ（元から作成）に加えて、VGG、ResNet、MobileNetを基礎とし、ImageNetデータセット⁸⁾で学習済みのモデルを転移学習した。これらのモデルの特徴については割愛する。

(5) 評価結果

表3に各種ディープラーニングモデルによる評価結果を示す。過剰検出やNG品流出のリスクを伴う見逃しの割合が小さいのは、ResNet50とResNet34となった。これらの手法は、勾配消失問題によって学習が進まない問題を解決することで、非常に

深い層を実現し表現力の高いネットワーク構造であるため、良好な結果が得られたと考えられる。

むすび

本稿では、近年注目されている機械学習、特にディープラーニングを用いた表面きずの弁別手法を述べた。1つめは、超音波により斜角探傷で検出される表面きずと表皮直下きずを弁別する時系列データを使った手法で、2つめは、ピーリング加工後の表面画像を撮像し、加工跡の深さ違いを弁別する手法を紹介した。

機械学習の分野は、世界中の技術者によって新しいアイデアが創出され、その応用範囲は急スピードで拡大している。今回は特殊鋼の検査工程に機械学習を適用した例を示したが、鉄鋼業界全体で俯瞰すれば、ほんの一例に過ぎない。この機械学習を、特殊鋼の製造へ上手く適用させることで、目的に適した技術開発を達成し業界全体を支えていくことを期待する。

参考文献

- 1) 森大輔：特殊鋼、70巻4号（2021）36-40
- 2) 杉浩司：特殊鋼、60巻3号（2011）2-5
- 3) 森大輔：電気製鋼、92巻1号（2021）51-58
- 4) 澤清和：特殊鋼、60巻3号（2011）27-28
- 5) 森大輔：電気製鋼、90巻1号（2019）53-59
- 6) 中川繁政：ふえらむ、23巻12号（2018）713-726
- 7) 森大輔：検査技術、26巻6号（2021）70-75
- 8) O.Russakovsky: Imagenet large scale visual recognition challenge（2014）

表 3 各種ディープラーニングモデルによる評価結果

ネットワーク構造	過剰検出率	見逃し率
	OK品をNG品と判定する割合	NG品をOK品と判定する割合
スクラッチ	7.45%	6.45%
VGG16	1.12%	3.60%
ResNet50	0.34%	2.58%
MobileNet V2	1.83%	10.87%
ResNet34	0.08%	1.70%

3. 製鉄プラントの設備状態監視への データサイエンスの適用

JFEスチール(株) スチール研究所 ひら た たけ ひで
サイバーフィジカルシステム研究開発部 主任研究員 平 田 丈 英

まえがき

鉄鋼プロセスは、製鉄、製鋼、圧延などのプロセスが連関しており、各工程を構成する設備が1つでも故障すると次工程以降への影響が甚大である。また、導入から数十年経過する設備の割合が増加しつつあり故障のリスクも高い。そのため、設備異常の予兆を早期に発見しトラブルを未然に防止することで安定操業を継続することが重要である。設備異常の予兆検知を行う上で、鉄鋼プロセスでは、以下に示す様々な課題がある。

- ・ 高炉や製鋼のように化学現象に基づく時定数の大きいプロセスや、圧延のように物理現象に基づく時定数の小さいプロセスなど様々である。
- ・ 設備数が非常に多く、設備の種類も多い。
- ・ 1つの製造ラインで様々な製品を製造するため、設備の動作が多様である。

このような課題を解決するために、大量の操業データに対してデータサイエンス技術を適用し、プロセス全体を俯瞰的に監視可能、かつ、汎用性を追求した設備異常予兆監視技術を開発し、初号機を熱間圧延工場へ導入した^{1), 2)}。本論文では、熱間圧延工場での検知事例を交えて、開発したシステム及び監視手法について述べる。

◇ 監視技術

鉄鋼プロセスの特徴は、多種多様な機器や設備から構成され、さらに階層的な構造を示す点にある。そこで、プロセス全体、機器、計器のレベル別監視を構成し、各レベルに適切な手法を開発し適用した。レベル別の監視は、プロセス全体の現象からの視点、プロセスを構成する機器の動作からの視点といった異なる視点の組合せ監視となるため、網羅的、かつ、高精度な監視が可能となる。

また、各レベルでの適用手法を限定することで、汎用性を高め、他のプロセス、他の工場への展開を容易、かつ、短期に行うことが可能となる。熱延工場の仕上圧延を例としたレベル別異常予兆監視の概要を図1に示す。

(1) 全体レベルの監視

全体レベル監視では、操業変数間の相関の変化から圧延現象の異常予兆を検知する。例えば、図に示すように、圧延機の機械精度劣化などによりロールガタが発生した場合、鋼板蛇行が生じ、最悪の場合、周辺設備に衝突することが考えられる。ロールガタが発生した時点で、圧延機の状態を示すいくつかの操業変数の間で相関の変化が生じるため、この相関の変化を捉えることでトラブル発生前に異常の予兆を検知することが可能となる。全体レベル監視では、この相関の変化を捉えるために、ビッグデータ解析に有利なLasso回帰に基づく手法を導入した。Lasso回帰は、不要な説明変数を大幅に削減できるため、ビッグデータ解析に適した手法の1つである。

(2) 機器レベルの監視

機器レベル監視では、圧延モータや油圧圧下装置などの設備単体の動作の異常予兆を検知する。機器レベル監視では、主成分分析を用いた波形監視と、データ駆動型モデルを用いた変数間相関監視を主要な監視手法として開発した。設備の中には、圧延ごとに常に同一の動作をする設備がある。この場合、設備の状態を示す信号波形も同一となる。このような対象に対して主成分分析を用いた波形監視を行うと、正常時の波形のばらつきを過検知することなく、正常時と異なる波形の乱れのみを検知することが可能となる。また、図1で示すように複雑な波形に対しても、個別に調整する必要がないため、高精度、かつ、汎用性を両立す

ることが可能となる。もう1つのデータ駆動型モデルは、設備の状態を示すいくつかの変数に対して正常時の実績データを正常データベースとして事前登録し、判定対象データが正常時のデータ分布からどの程度逸脱しているかをデータ空間上の距離で数値化する手法である。本手法は、全体レベル監視で要求されるビッグデータ解析には適さないものの、規模の小さい対象に対しては、**図1**に示すように、変数間の関係が複雑で非線形性が強い場合や、ばらつきが大きい場合でも、それら

の状況に見合った監視が可能となる。

(3) 計器レベルの監視

計器レベル監視では、各設備に設置した振動計や温度計などのそれ自体が正常状態を示し、従来技術の上下限チェックで対応可能なものを対象とする。詳細は割愛する。

(4) 検知事例

熱間圧延工場でのプロセス全体レベル監視による予兆検知の例を**図2(a)**に示す。図に示すのは圧延機の状態を示す指標（変数Aとする）に對す

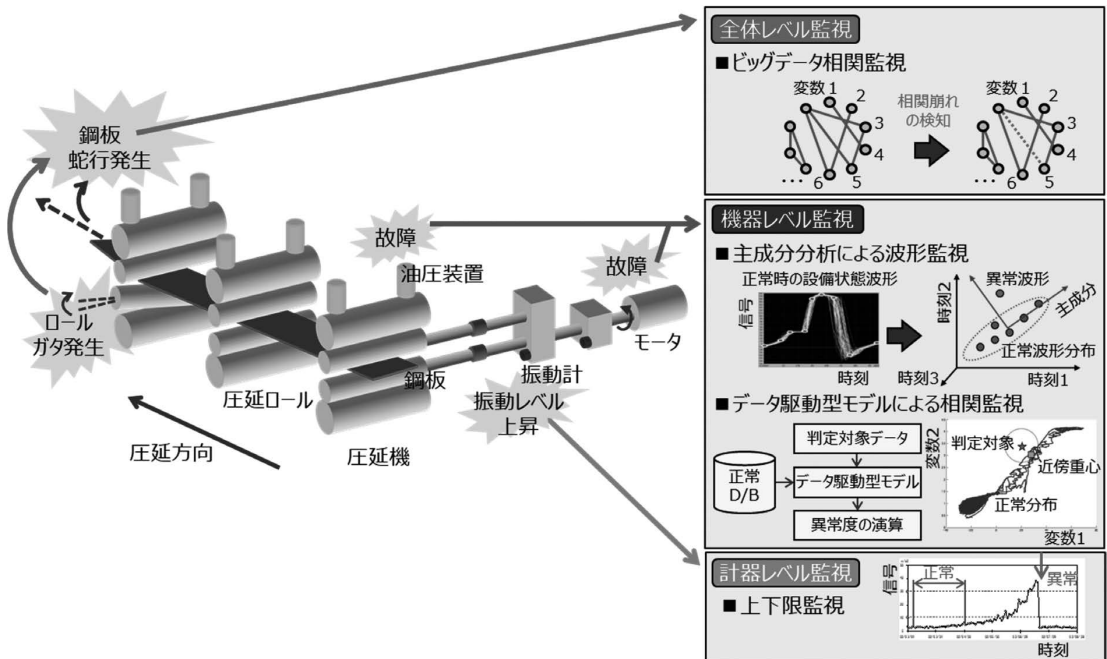
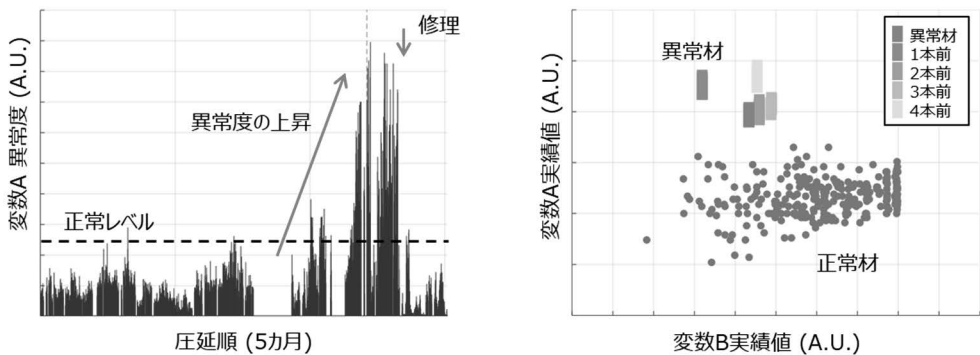


図 1 レベル別異常予兆監視の概要（熱延工場の仕上圧延機の例）



(a) 異常検知例

(b) 異常検知時の変数間の相関崩れ

図 2 全体レベル監視の異常予兆検知例

る異常度のチャートである。上昇傾向にあった異常度が修理後に低下していることを確認できる。変数Aの異常度の演算に用いた監視モデルにおける説明変数の1つである変数Bに対する変数Aの関係を図2(b)に示す。どちらも圧延機の状態を示す操業実績値である。プロット●は正常時の関係であり監視モデルの構築に用いた学習データである。これに対してプロット■はアラーム発報のあった材から4本前までの操業実績値である。図で示されるように正常時の関係から変数Aが増大し、圧延現象の相関が大きく崩れたことにより異常度が上昇したことがわかる。

◇ システム概要

前述の3つのレベル別監視から構成される異常予兆検知システムを開発し、初号機を熱間圧延工場へ導入した。ここでは、システムの概要について説明する。本システムの特徴として、対象とする監視項目が膨大な数となるため、網羅的かつ効率的に監視するために、監視項目別の異常度の経時変化を、その大きさに応じてヒートマップ表示する点である。すべての監視項目をヒートマップ表示するため、いずれのレベルの場合も正常時の

基準に対する外れ度合いを異常度として指標化した。さらに、各監視項目は、鋼種、サイズ、設備動作モードなどにより区分化されているため、異常度の尺度を統一し、監視モデル区分間の感度差を解消した。これにより、大量の監視項目に対してもヒートマップ表示画面上で異常の変化を捉えることが可能となる。画面の表示例を図3に示す。図3において縦軸は監視対象の項目、横軸は圧延順であり、1つのセルは圧延材毎に統計演算した異常度（平均値や最大値などの統計量）を示す。

また、もう1つの特徴として、必要な情報をヒートマップ画面上からアクセス可能なプラットフォームを構築した点である。図3で示すように、セルをクリックすると、圧延情報や異常度の情報を示したウインドウが表示される。また、ポップアップされたウインドウ上で、圧延材1本分の異常度を示すヒートマップを表示したり、さらには、監視モデルを通して着目すべき変数（説明変数など）が特定されるので必要に応じて散布図などのグラフの自動作成も可能である。散布図では、正常材とトラブル材の比較を行うことができるため、異常発生時には、事務所で一次解析まで行うことが可能となる。異常度の演算は圧延完了

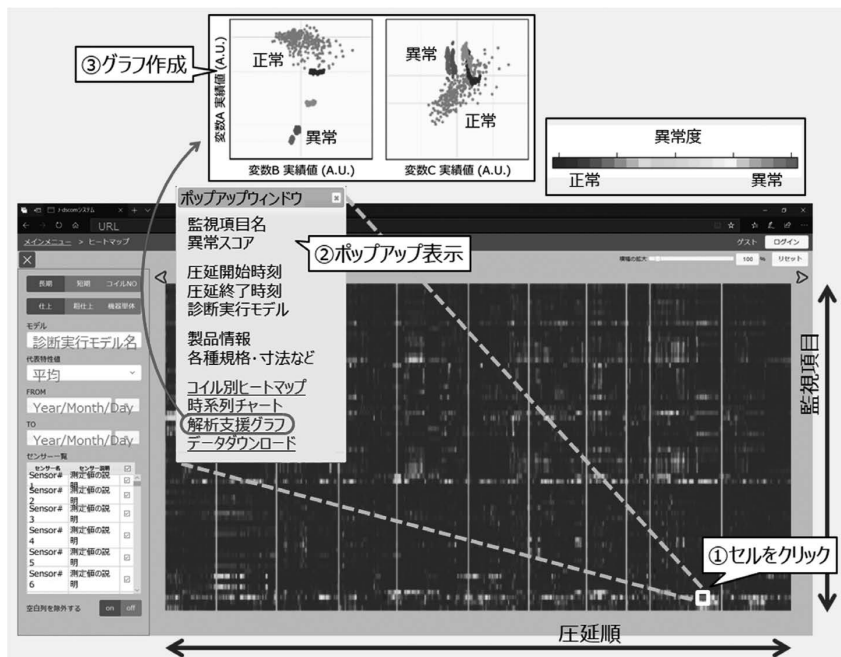


図 3 異常度のヒートマップ表示画面例

時に一括処理され、ヒートマップ表示画面が更新される。ヒートマップ表示画面は操作室や事務所などでWeb閲覧可能である。

むすび

データサイエンス技術を適用した製鉄プラント設備のレベル別異常予兆監視技術について、適用した検知手法や開発したシステムの概要を紹介した。階層構造を示す各機器・設備に対して、プロセス全体、機器、計器のレベル別監視を構成し、各レベルに適切な解析手法を適用することにより、網羅的かつ検知精度の高い異常予兆監視が可能で

ある。また、膨大な監視点数に対して効率的な監視を可能とするため、異常度をヒートマップ表示する仕組みを開発した。本システムは当社全地区（倉敷・福山・千葉・京浜）の熱間圧延工場へ導入した。今後は、製鉄や製鋼をはじめとする他製造プロセスへも導入を展開する予定である。

参考文献

- 1) 平田・他：“データサイエンスに基づく鉄鋼プロセス設備のレベル別異常予兆検知技術”、鉄と鋼、Vol. 107、No. 11、p. 897-905 (2021)
- 2) 平田・他：“データサイエンス活用の異常予兆監視技術”、JFE技報、No. 45、p. 14-18 (2020)



4. 浸炭熱処理後のミクロ組織画像から炭素濃度を予測するシステムの開発

(株)ジェイテクト 材料研究部 や ち よ し き
金属材料研究室 主任 谷 地 宣 紀

まえがき

鉄鋼材料を用いた製品や部材の機械的特性、特に疲労特性や耐摩耗性を向上させる代表的な表面硬化熱処理として浸炭焼入れ焼戻し処理が挙げられる。この浸炭焼入れ焼戻し処理を適用した製品の性能は、浸炭層の材料中の炭素濃度と大きく関係していることが知られている。一般的な製造ラインの日常検査において、その炭素濃度の検査は、熟練のスキルを持った作業員によるミクロ組織の目視観察に頼っている。しかし、目視での官能検査は標準写真との比較を判断基準にしておき、炭素濃度の定量化には至っておらず、品質保証という観点では不十分である。この炭素濃度を正確に測定する場合、電子線マイクロアナライザー（EPMA）等が使用されているが、設備費や維持費が高く検査時間がかかりすぎるため、日常検査には不向きである。

一方で、日本の労働人口は減少しており高い技術を持った検査員のスキルの伝承が課題となっている。このような課題に対応するために、例えば製品のキズ¹⁾や色ムラ²⁾などの作業員による目視検査を、人工知能（AI）関連技術である画像解析により自動化する試みが行われている。しかし、ミクロ組織から、鉄鋼材料中の炭素濃度を、自動で予測させる試みについての報告はない。

これらの背景を踏まえて、本報では、ある一定の条件で浸炭焼入れ焼戻し処理をした試験片のミクロ組織画像をもとに、自動で炭素濃度を予測するシステムの開発に取り組んだ事例を紹介する。

◇ ミクロ組織画像を用いた炭素濃度予測モデル構築手法の概要

コンピュータを用いた画像解析技術は、(A) ア

ルゴリズムの動作ルールが、すべて人によって決定されるルールベースな手法、(B) 画像処理によって、画像の特徴を手動で数値化（特徴量化）し、それを応用して自動でアルゴリズムを構築（機械学習）する手法、(C) ディープラーニングによる画像からの特徴量抽出と機械学習を、すべて自動で行う手法に大別される³⁾。本報では (B) の手法によりミクロ組織画像のみから、浸炭焼入れ焼戻し品の浸炭層の炭素濃度予測の自動化を試みた。本手法は、画像処理によって、目視観察で利用されている可能性の高い画像中の特徴量を網羅的に抽出する。その後、機械学習による実験データのモデル化を行い、客観的かつ自動的に、炭素濃度予測に最も重要な特徴量の組み合わせを決定する。本手法を採用した最も大きな理由は、開発初期の限定的な数量のデータにおいて、決定されたルールと従来の組織観察の経験との差異や、学習データ中のノイズやバイアスを分析することが可能となり、論理性をもって炭素濃度予測モデルを設計できるためである。

ミクロ組織画像から炭素濃度を予測するための解析手順のポイントは、大きく分けて以下4点挙げられる。詳細については次節以降で説明する。

- ①画像の撮影と炭素濃度データの取得方法 (1)
- ②ミクロ組織画像からの特徴量データの抽出方法 (2)
- ③データベース中の特徴量と炭素濃度の関係把握 (3)
- ④開発した炭素濃度予測システムの概要 (4)

1. 画像の撮影と炭素濃度データの取得方法

本事例では、浸炭焼入れ焼戻し材としてよく使用されているSCr420相当鋼を用いて、図1に示すリング状の試験片を準備した。種々の炭素濃度のミクロ組織を撮影するために、図2に示す浸炭焼

入れを行った後、160℃で2時間の焼戻しを実施した。ミクロ組織は、試験片を切断し、断面を粒度1μmのダイヤモンド研磨液でバフ研磨した後、切断面をナイトール（95%メタノール-5%硝酸）で腐食し撮影を行った。その代表例を図3に示す。また並行して、EPMA（日本電子：JXA-8500F）に

より撮影位置の炭素濃度を計測し、図3に示すように各々のミクロ組織画像の炭素濃度実測値とした。

2. ミクロ組織画像からの特徴量データの抽出方法

本事例で着目している浸炭焼入れ焼戻し品は、炭素濃度が異なると残留オーステナイトの量やマルテンサイトの形状が変化するため、ナイトール腐食処理を行うと、画像中の白色部の形状や黒色部の腐食のされ方が変化することが知られている⁵⁾。このような冶金学的知見に基づき、本解析では、ミクロ組織画像から抽出する特徴量として、図4に示すような黒色の粒状領域（黒色部のオブジェクト）と白色の粒状領域（白色部のオブジェクト）の両方を、別々の画像処理を用いて定量化した。その後、図5に示すように各オブジェクトの面積、楕円近似した際の長軸や短軸など、個々の粒状領域に対する形状由来のパラメータを計測し特徴量とした。また、これらに加えて腐食の濃淡もミクロ組織の特徴量として捕らえるために、図6に示すように個々のオブジェクトを構成するピクセル

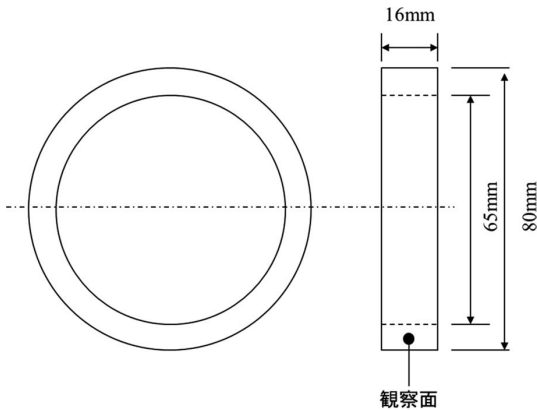
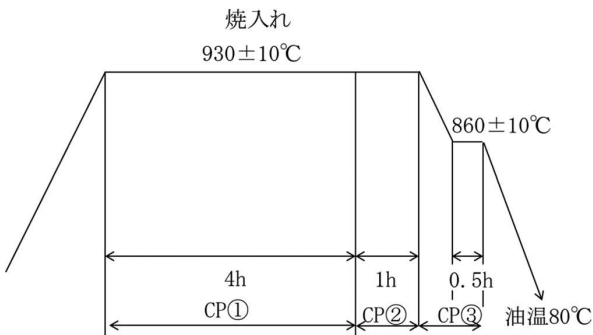


図 1 リング試験片の形状⁴⁾



Test No	CP①	CP②	CP③
Test1	1.25	1.20	1.10
Test2	1.20	1.10	1.00
Test3	1.00	0.90	0.80
Test4	0.80	0.70	0.60

図 2 浸炭焼入れ条件⁴⁾

ミクロ組織画像		
炭素濃度実測値 (EPMA)	0.90%	0.60%

図 3 ミクロ組織画像の代表例と炭素濃度実測値

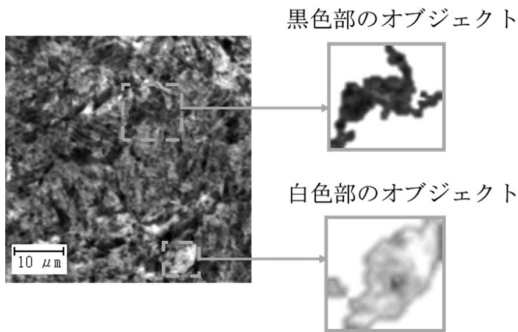


図 4 黒色部と白色部のオブジェクトの抽出⁴⁾

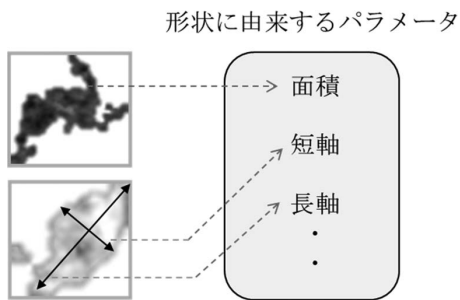


図 5 形状に由来するパラメータの計測⁴⁾

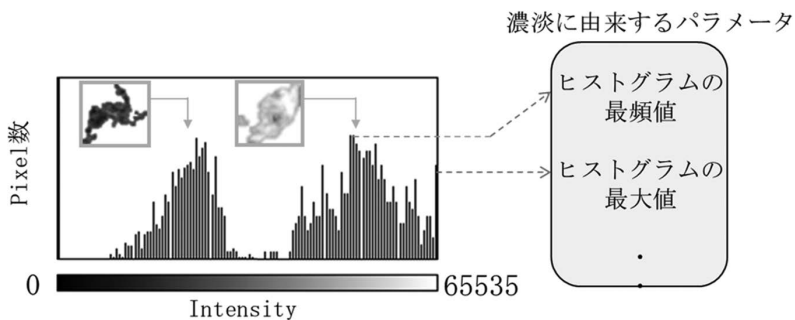


図 6 濃淡に由来するパラメータの計測⁴⁾

と各ピクセルの輝度値をヒストグラムにした後、ヒストグラム中の統計値である最頻値、最大値、最小値などの値をパラメータとして特徴量に追加した。

ここまでで得られた特徴量データと、前述したミクロ組織画像取得部位における炭素濃度実測値を紐づけし（表 1）、以降で解説する機械学習のためのデータベースとした。

3. データベース中の特徴量と炭素濃度の関係把握

構築したデータベースから、特徴量と炭素濃度の関係を分析した。これは、もしもデータベースの中に炭素濃度に対して「異なる傾向」を有するデータが混在している場合、すべてのデータの機械学習では高性能なモデルが得られないことが多いためである。事実、多くのデータベースにはデータ取得者の意図とは異なるノイズやバイアスが含まれてしまうことがあり、機械学習モデルの精度向上には蓄積データの分析と理解が有効である⁶⁾。

表 1 特徴量と炭素濃度実測値

サンプル 463個	特徴量27個				炭素濃度実測値 (EPMA)	
	面積	長軸	短軸	...	炭素濃度	
	29.47	10003.4	3346.452	495.4465	8193.409	1.0%

	30.73	10644.23	3843.957	9496.509	9001.334	0.9%

	33.19	13249.91	4520.022	5508.721	11244.44	0.4%

	44.50	14070.62	4585.709	1492.944	12193.64	0.2%

そこでまず、残留オーステナイトの輪郭に相当する白色部のオブジェクトの円形度（白色部の円形度）という特徴量と、炭素濃度の関係を分析した。円形度とは、画像中で認識された白色部のオブジェクトの面積をS、領域の周囲長をL、円周率を π とするとき下の（1）式で定義される特徴量であり、「objectの複雑さを表すための数値」を表す。

$$\text{円形度} = (4\pi \times S) / L^2 \quad (1)$$

構築したデータベース中の白色部の円形度と炭素濃度の関係を図7に示す。この結果より、この特徴量の変化は、炭素濃度0.70mass%を変曲点として、2つの相関関係が存在していることが確認さ

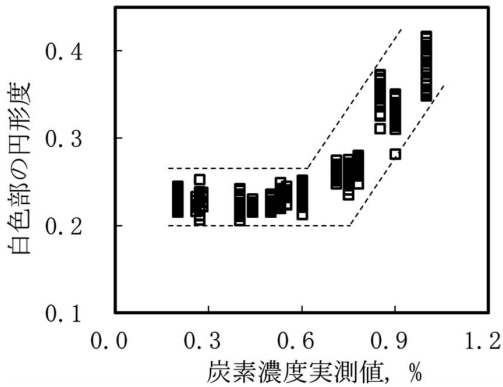


図 7 白色部の円形度と炭素濃度の関係⁴⁾

れた。図7の結果の傾きを図8の組織画像から考察すると、炭素濃度0.70mass%未満のミクロ組織では残留オーステナイトが少なく不明瞭であるのに対し、炭素濃度0.70mass%以上では残留オーステナイトの量が増加しミクロ組織として明瞭に観察された結果と推定できる。以上の結果より、蓄積されたデータベースには、画像由来の白色部の円形度と炭素濃度との関係が大きく異なるデータが存在していることが、明らかになった。従って、これを整理した状態で機械学習を行うことで高精度に炭素濃度を予測できる可能性がある。

4. 開発した炭素濃度予測システムの概要

前述した炭素濃度と白色部の円形度の関係に基づいて、開発した炭素濃度予測システムの概要を図9に示す。具体的には、まず炭素濃度0.70mass%以上を高炭素マルテンサイト、炭素濃度0.70mass%未満を低炭素マルテンサイトと定義し、未知のデータに対して高炭素マルテンサイトか、低炭素マルテンサイトかを判別する2群判別モデル（画像分類モデル）⁷⁾によってデータを客観的に層別する。次に、判定された炭素濃度領域に特化した炭素濃度予測モデル（回帰モデル①または回帰モデル②）を用いることで、高精度な炭素濃度の予測を行うシステムである。また、各モデルを構築するにあたり、説明変数（予測値を説明するための変数）には前述のミクロ組織画像からの特徴量

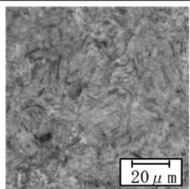
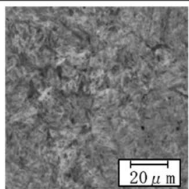
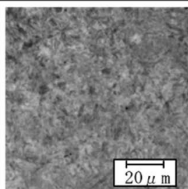
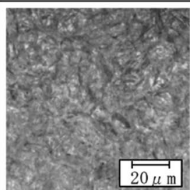
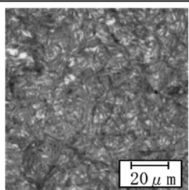
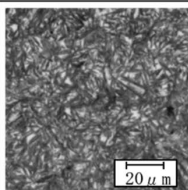
ミクロ組織画像			
炭素濃度実測値	0.4%	0.5%	0.6%
ミクロ組織画像			
炭素濃度実測値	0.7%	0.8%	0.9%

図 8 ミクロ組織と炭素濃度実測値の関係⁴⁾

データを用いた。画像分類モデルではEPMAの結果から層別した高／低炭素マルテンサイトの識別ラベル、回帰モデルでは炭素濃度実測値を目的変数（予測したい変数）として用いた。

画像分類モデルの性能評価には、式（2）に定義される予測精度⁸⁾を用いて評価を行った。

$$\text{予測精度} = \frac{\text{炭素濃度実測値による判別結果と合致したサンプル数}}{\text{全サンプル数}} \quad (2)$$

回帰モデルの性能評価には二乗平均平方根誤差（RMSE）を用いた⁹⁾。RMSEはNを評価数、 y_i を炭素濃度実測値、 \hat{y}_i をモデルの予測値としたときに（3）式で表され、炭素濃度実測値とモデルの予測値の差を意味している。

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (3)$$

従って、RMSEが小さくなることは予測精度が向上していることを意味する。各々のモデルの解析結果は次節で述べる。

◇ 開発した炭素濃度予測システムの予測精度評価

まずは、画像分類モデルを用いた2群判別モデルの予測精度を評価した。その判別結果を表2に示す。表2は、列として炭素濃度の実測値から判別したクラス、行として画像分類モデルによる予測結果をサンプル数で示している。この結果から、予測精度は100%となり高炭素マルテンサイトとして学習させた263個のデータに対して高い予測精度で2群判別が実現可能なことが示された。

次に、炭素濃度0.70mass%以上の学習データで構築した炭素濃度予測モデル（モデル1）、炭素濃度0.70mass%未満の学習データで構築した炭素濃度予測モデル（モデル2）を別々に準備し、より高精度に炭素濃度の予測を行った。図10にはモデル1、2の炭素濃度の予測結果とRMSEを示す。また、比較のため463個すべてのデータを用いて学習させた炭素濃度予測モデル（モデル0）による、炭素濃度の予測結果とRMSEも図11に示す。全データを用いたモデル0のRMSE=0.054に対して、データの層別化後のモデル1では0.019、モデ

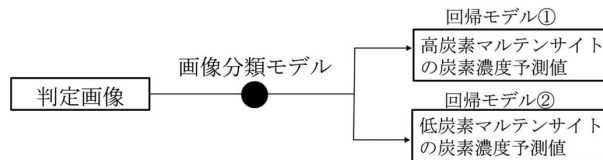


図 9 炭素濃度予測システムの概要

表 2 画像分類モデルによる高炭素マルテンサイトと低炭素マルテンサイトの判別結果⁴⁾

		炭素濃度実測値による判別結果	
		高炭素マルテンサイト	低炭素マルテンサイト
画像分類 モデルの 予測結果	高炭素 マルテンサイト	263	0
	低炭素 マルテンサイト	0	200

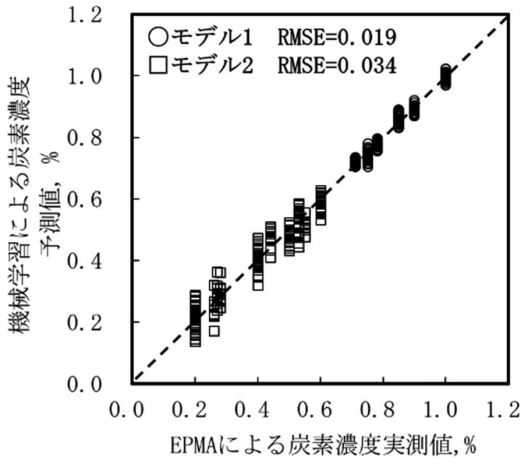


図 10 モデル 1 と 2 の炭素濃度予測結果⁴⁾

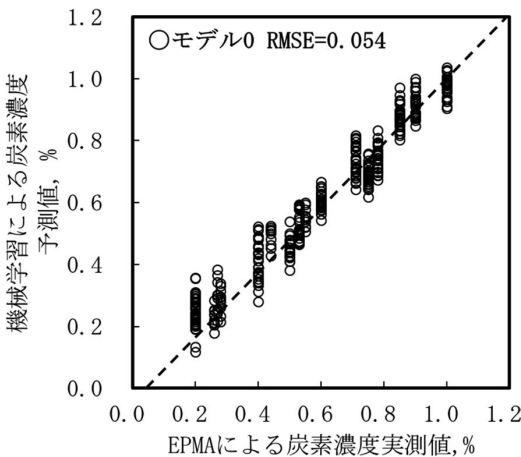


図 11 モデル 0 の炭素濃度予測結果⁴⁾

ル 2 では 0.034 と値が大きく減少し、モデル性能の向上に成功した。

また、一般的な軸受部品の浸炭焼入れ焼戻し処理後の浸炭層の炭素濃度は 0.8mass% 程度¹⁰⁾ と報告されており同領域の予測性能が重要となる。そこで、炭素濃度 0.78mass% の組織画像の炭素濃度予測値の結果を図 10 より確認したところ、モデル 1 では 0.75~0.79mass% の範囲で炭素濃度を予測できており、精度としては満足できるレベルであると考えられる。

むすび

本事例では、浸炭焼入れ焼戻しを適用した SCr420 相当鋼の浸炭層のマイクロ組織画像を用いた炭素濃

度予測システムを開発し以下の結論を得た。

- ・冶金学的知見に基づき、マイクロ組織画像中の白色部と黒色部のオブジェクトを特徴量化するため、画像処理を用いて両オブジェクトの形状・濃淡を表現する特徴量の抽出技術を開発した。
- ・特徴量の一つである白色部の円形度と炭素濃度の関係より、炭素濃度が 0.70mass% 未満と 0.70mass% 以上で傾向が異なっており、炭素濃度予測モデルの構築には特徴量データの層別化が必要であることを明らかにした。
- ・炭素濃度 0.70mass% を閾値としてデータを層別化することで、全データを用いた炭素濃度予測モデル（モデル 0）よりも約 2.8 倍予測誤差を縮小した炭素濃度予測モデル（モデル 1）を構築し、一般的な軸受部品においても重要となる炭素濃度領域 0.78mass% の組織画像を 0.75~0.79mass% の範囲で予測するシステムの開発に成功した。
- ・本研究で構築した鉄鋼材料中の炭素濃度の予測モデルは、我々の研究データに特化したモデルである可能性があり、浸炭焼入れ焼戻し組織一般への汎用性はまだ確認できていない。しかし、本研究で開発した画像解析における特徴量抽出および機械学習モデル構築の手法は、従来は熟練者の技能に依存していた鉄鋼材料のマイクロ組織判定の定量的な評価と、その判定作業の自動化の実現に貢献する可能性を示唆するものである。

参考文献

- 1) 松本浩輝、飯島昌平、今野有作、式田秀男、峯澤彰：三菱電機技報 94、p.52 (2020)
- 2) 野中一洋、蒲原敏浩、遠坂啓太、古賀叔哲、坂井一文、木村淳、森山周作：エレクトロニクス実装学術講演大会講演論文集、7DP-10、P370 (2015)
- 3) 知京豊裕：情報知能学会誌、27、p.297 (2017)
- 4) 谷地宣紀、服部清幸、加藤竜司：熱処理 61、P257 (2021)
- 5) 河田一喜：本当によくわかる窒化・浸炭・プラズマ CVD—高機能表面改質法の基礎と応用—、日刊工業新聞社、p.151 (2012)
- 6) 茂森弘靖、平田直人、南部康：JFE 技報 No.15、p.1 (2007)
- 7) Jake VanderPlas: Python データサイエンスハンドブック、株式会社オライリー・ジャパン、日本、p.421 (2018)
- 8) Andreas C. Miller, Sarah Guido: Python ではじめる機械学習—scikit-learn で学ぶ特徴量エンジニアリングと機械学習の基礎—、株式会社オライリー・ジャパン、p.241 (2018)
- 9) 村田博士、小野田崇、由本勝久、中野幸夫：IEEE Trans. EIS 123、p.1350 (2003)
- 10) 後藤将夫：Koyo Engineering Journal、No.165、P32 (2004)

5. AI技術及び3次元カメラを用いた 残材検知システムの開発

愛知製鋼(株) 部品開発部 おか だ ひろ き
計測・設備開発室 岡 田 大 樹

まえがき

AI (Artificial Intelligence) という言葉は1956年にジョン・マッカーシーが初めて使った言葉であり、これを皮切りにコンピュータの性能向上とともに発展してきた。AIとは定義は様々であるが、機械(コンピュータ)に知的な動作をさせる技術・システムの総称であり、昨今の計算機性能の向上、大規模なデータ蓄積により様々な分野での応用が期待されている。また深層学習が発展したことで、AIが生み出す価値は飛躍的に増加し大きなイノベーションをもたらしている。実例として、機械学習手法を用いてデータから知識を獲得し作成されたAIが、自動車の運転やチェスなど人間の知的判断を必要とする分野に大きな役割を果たしている。

製造分野においては、製造データを元に製造設備の管理・監視・制御を行うことが出来れば、異常をいち早く検知し対応することができる。また、労働力が足りない部分をAIが補うことによって労働力不足の解消・作業の負担軽減が期待できる。その他、センサと組み合わせ得られたビックデータを分析すれば従来見えなかった傾向を把握し、効率的な稼働をすることもできる。

本稿ではAI物体検出技術に着目し、これを利用して当社製造現場における課題を解決した事例を紹介する。

◇ 目的

当社では製造した鍛造品に対し、後工程にてショットブラスト(以下SB)を行い、表面に付着した酸化スケールや汚れの除去している。鍛造品は鍛造後にSB機へ投入され、処理後、コンベアでSB機外に搬出される工程となっている。

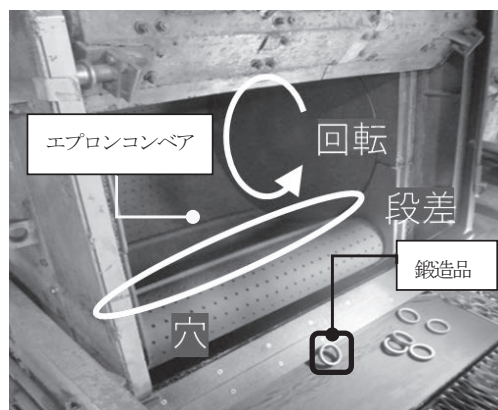


図 1 ショットブラスト機

この一連の製造工程における課題の一つとして「残材」が挙げられる。残材とは処理後に鍛造品が全て搬出されず、SB機内に取り残されてしまう状態である。図1にSB機の外観を示す。

SB機はエプロンコンベアと呼ばれる可動式の床が前方に稼働することで処理後の鍛造品をSB機外に搬出する機構を持つ。しかし、鍛造品の形状によってはSB機内からうまく搬出できず、残材となることがある。残材に気づかず次品番の鍛造品をSB機に搬入すると、前品番の残材が異品となるリスクがある。

当社では残材による異品を撲滅するため目視確認を徹底しているが、人の注意力には限界があり残材確認忘れおよび見逃し防止のためにポカヨケのニーズがある。そこでカメラによる残材有無の検知を行う検査装置開発を行った。

◇ 開発の課題

初期検討として、基準画像との差を比較する背景差分法をベースとした手法による検出を実施したが、目標性能が得られなかった。原因は対象設

備内の突起や回転機構部の位置が稼働によって変動し、狙った検出対象以外の背景画像を固定できなかったためである。

そこで背景画像に依存せず、画像単体から検出する必要があると考え、次の方法として深層学習による物体検出を検討した。当社では過去にも深層学習による物体検出を用いた残材検知に取り組んでおり¹⁾、この従来システムを発展させることを考えた。

本設備に対し従来システムの物体検出手法を適用させ、要求目標に対する評価結果と課題を表1にまとめた。①検査時間はカメラ撮影開始から判定までにかかる時間を示しており、要求速度3sec以下に対し、従来システムでは40secとなった。②分類精度は要求性能が見逃し0%に対し、見逃しが発生することが分かった。③実装は作成した物体検出モデルを現場に適用する上での課題を示しており、保全性において要求仕様を達成しないことが分かった。

要求目標を満たさない原因を深掘りし、以下の原因(1)~(3)に至った。分類精度が低く見逃しが発生した問題は特徴抽出が不適であったことが原因だと考えた。また、検査時間が長い問題は従来システムで使用しているアルゴリズムが本事例に適していないことに原因があると考えた。さらに実装課題については、コンピュータの動作環境が複雑化しているため機器交換時にコード書き換えなどの専門知識が必要であり、保全性が低いと考えた。

原因(1)：アルゴリズムが不適である

原因(2)：鍛造品と設備の特徴分類が難しい

原因(3)：コンピュータの環境構築に課題がある

◇ 課題解決方法

1. 原因(1)の対策(特徴量抽出方法の対策)

まず「原因(1)：鍛造品と設備の特徴分類が難しい」に対する対策案を示す。一般的に、最終的な精度は入力画像データに依存し、物体検出モデルの性能がどれだけ高くても、入力する画像データの質が低ければ判定精度は低い。そこでデータの質向上に向け、特徴を顕著にとらえるために計測機器を一新する案を採用した。鍛造品とSB機内の構成部品(以下設備部品と略す)を代表する特徴量抽出を可能とする計測技術を選定し、新たなカメラを導入した。

その他の案として、前処理によってデータ加工し特徴を抽出しやすくすることや、誤分類の可能性のある設備部品を物理的に排除するなど検討したが、採用案に比べ抜本的な解決には至らないため、不採用とした。

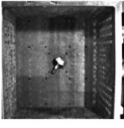

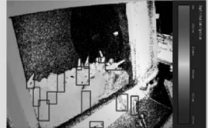
適用した計測機器について、表2に従来システムで用いたカメラと新たに導入したカメラとの比較を示す。従来システムで使用していた2次元カラーカメラでは特徴を抽出することができず、背景の汚れや穴、突起を鍛造品と誤検知する問題がある。そこで3次元点群を撮像できるToF(Time of Flight)カメラを導入し、より顕著に対象物の特徴を抽出することを考えた。

ToFカメラの原理は、カメラからレーザーを照射し、物体に反射して返ってくるまでの時間を計測し、3次元の点群情報へ変換するものである。ただし、今回使用する深層学習モデルでは3次元点

表 1 技術課題

技術	課題	目標	評価
①分析精度 	判定速度	3秒	× 40秒
②検査時間 	検査性能	見逃し0 過検出 12.5%	× 見逃しあり
③実装 	保全性 コスト	内製保全可	△ 動作環境構築 難易度高

表 2 カメラ比較

通常カメラ		ToFカメラ(3D距離) タイムオブフライトカメラ
		
× 汚れに 弱い	× 穴や突起を 誤検知	○ 汚れ、穴や 突起に強い
× 外乱光に 弱い		○ 外乱光に 強い

群データの形式では入力することができないため、得られた点群の奥行き情報をRGBカラーマップに変換し2次元画像として使用した。

2. 原因(2)の対策(適したアルゴリズムの導入)

次に「原因(2):アルゴリズムが不適」に対する対策案として新しいアルゴリズムを導入することを考えた。図2に各種物体検出アルゴリズムの性能比較を示す。図2の縦軸COCO APとはCOCOデータセットにおける正解率のことであり、数値が大きいほど精度が高いことを示している。横軸は処理時間を表しており、数値が小さいほど早いことを示している。開発を行った2019年時点で精度・速度のバランスが優れており、適用事例も多くあるYOLOv3を選定した²⁾。

YOLOv3について、backboneアーキテクチャとしてDarknet-53を採用した。Darknet-53とは53層の畳み込み層で構成されるクラス分類用のモデルのことである。YOLOv3ではDarkNet-53を事前学習し、出力層以外の52層の畳み込み層を特徴抽

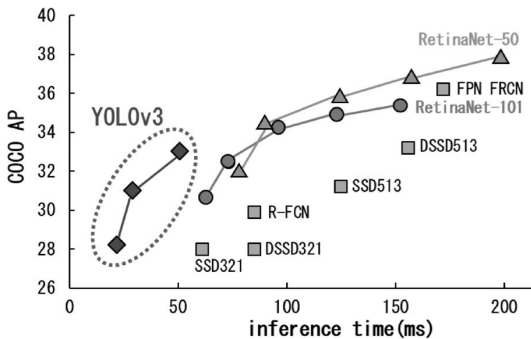
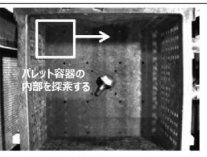
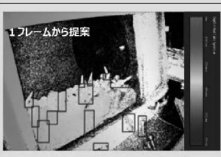


図2 アルゴリズム比較

表3 実装モデル比較

	従来アルゴリズム(R-CNN)	導入アルゴリズム YOLOv3
特徴	 <p>入レット容積の内部を探索する 限られた枠中しか見れない。 枠をスライドする必要あり</p>	 <p>1フレームから提案 画像全体から検出可能</p>
時間	× 40sec	○ 3sec
精度	○	○

出用の backbone に使用する。

学習には訓練用画像を2,884枚、検証用画像を320枚用いた。MS-COCOデータセットで事前学習済みのパラメータを初期値として与えている。学習プロセスの前半は出力層付近のパラメータのみを更新し、損失減少が停滞期に入った時点で全層のパラメータ更新に切り替える。78epochにて過学習抑制のため学習を早期終了した。

表3に従来システムで用いたモデルとの違いを示す。従来システムで使用したR-CNNベースのアルゴリズムは2017年に内製開発したもので、2019年時点ではYOLOv3の方が速い²⁾。

3. 原因(3)の対策(実装課題の対策)

最後に、「原因(3):コンピュータの環境構築に課題がある」に対する対策案を示す。

まず、コンピュータにおける処理方法は大きく2つに分類され、エッジコンピューティングとクラウドコンピューティングがある。エッジコンピューティングとは各設備のコンピュータ端末にて処理を行う手法であり、メリットとして取得したデータをその場で処理できるため、速度に優れている。デメリットとしては、設備ごとにコンピュータが必要となるためコストがかかる。

一方、クラウドコンピューティングとはネットワークを介して別拠点にある大型コンピュータに処理を一極集中する手法である。メリットとして、各設備に必要な機能が通信のみのため安価となる。デメリットとしては通信によるタイムラグが懸念されリアルタイム性を確保することができない恐れがある。本開発ではリアルタイム性を重視するため、エッジコンピューティングを採用した。

対策案として挙げたエッジコンピューティングを導入するにあたり、現場実装用に保全性・展開性・供給の汎用性を並立させたオリジナルエッジコンピュータを開発した。

開発時に用いたエッジコンピュータ開発者キットをそのまま現場適用する案も挙げたが、ハード・ソフト両面で課題があった。ハード面では入出力用の基盤が露出しているため現場の粉塵環境に耐えられない可能性がある。ソフト面では購入時に環境構築がされておらず、使用可能とするためにOSインストール作業やAIプログラムを動作させるためのライブラリ・フレームワークのインス

ツール作業を行わなければならない課題がある。この作業には専門知識と多大な作業工数を要する。故障時の交換や今後の応用を考慮すると開発仕様での現場適応は難しい。

その他の案として、量産工程適用向けの市販エッジコンピュータを利用することも考えたが、入出力基板や筐体などのハード面で優れているが、ソフト面において動作環境が古く利用に制限があるといった課題が残ったため不採用とした。

これらの課題を解決するために以下仕様のエッジコンピュータを開発した。

- (1) 粉塵などの耐環境性を有する
- (2) 開発環境と同様のライブラリ・フレームワークがインストール済みで即時利用可能
- (3) ライブラリを任意に更新・追加可能

特に内製開発した部分は(2)(3)であり、マスターとなる機体にライブラリ・フレームワークをインストールし、当社オリジナルの環境を構築した。そしてマスター機を複製し、バージョン管理できる仕組み作りをメーカー協業で行った。

表 4 混同行列

混同行列		予測	
		あり	なし
真実	あり	590	0
	なし	98	700
		見逃し	0 %
		過検出	12.2807 %

◇ 効果確認・評価

表4に本開発システムの評価結果を示す。現場でのテスト運用を経て量産工程へ適用可能な性能である見逃し0%を達成した。また、撮影開始から判定終了までの検査時間も3sec以下を達成した。

◇ 標準化・転用

工場に本開発システムを提供し量産化するためには、環境に適した落とし込みが必要である。図3に具体的に量産化に必要な開発要素を示す。量産使用に必要な残課題として大きく以下の2点が挙げられる。

- ・ 既存設備との通信
- ・ カメラの保全

以上を追加開発して量産化を達成した。詳細内容を以下1、2に示す。

1. 既存設備との通信

設備側を制御しているPLC（シーケンサ）とAI制御側のエッジコンピュータを通信し、連動させる必要がある。Ethernet通信の手法としてTCP/IP通信を前提としたソケット通信を適用した。またPLC側はMCプロトコルを利用し、エッジコンピュータのPythonコードでPLCラダー上の信号に対して読み込み・書き込み命令可能な仕組みにした。開発した通信システムは本テーマに限らずエッジコンピュータ-PLC間通信を行うすべてのシステムへ適用可能である。

2. カメラ保全用アプリケーションの開発

画像処理システムではカメラのメンテナンス性

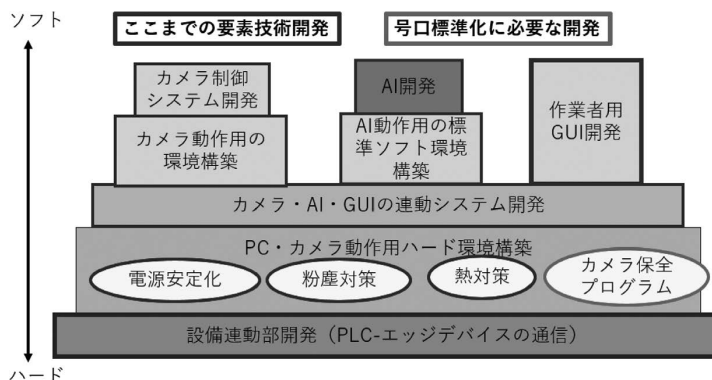


図 3 量産化に必要な開発要素

が課題となる。特にカメラ交換時や設備振動により発生する画角ずれは性能に大きく悪影響を与える。本開発では対策として、専用固定治具でズレ防止をするのに加え、画角補正アプリを開発し、ズレ検出をできるようにした。原理はパターンマッチングを利用した基準画像と撮影画像のズレ検出である。算出されたズレ分だけ画像に補正をかけ、適切な画像を維持することを可能にした。作業者が利用することを考え、作業性を重視しクリックのみで判定と自動補正を行うアプリケーションにした。本アプリケーションの有効点として、本件に限らず今後すべてのカメラを使うシステムに適用可能である。

むすび

本稿では3次元カメラとYOLOv3による物体検出を用いた残材検知システム開発と現場適用までを紹介した。今回活用した物体検出アルゴリズムは学習させる教師データによって対象を変更することができるため、データさえ揃えばノウハウを利用して他案件でも適用できる。また、エッジコ

ンピュータ開発により現場への適用や保全を容易にすることができた。

世界に目を向けると、現状日本のデジタル技術・デジタル活用は世界的に後れを取っており“デジタル後進国”と言われている。先端技術であるAIを活用しようにも基盤となるデータ収集に関し、収集する仕組みや人材が無いといった二重苦状態が各方面でみられる。

日本が世界トップレベルの技術大国として返り咲くためにはデジタル技術の強化が必須と考える。当社においてもデジタル技術でモノづくり力を進化させる試みを種々行っており、今回の事例もその一つである。

今後もAI技術を用いた開発に取り組み、モノづくりの進化を加速させていく。

参考文献

- 1) 村瀬博典、大島亮太、甲村啓伍、愛知製鋼技報、Vol. 35、2019、No. 1、p 10
- 2) Joseph Redmon、Ali Farhadi、arXiv: 1804.02767v1、2018、YOLOv3: An Incremental Improvement



IV. DXに対する会員メーカーの取り組み

■ 日立金属㈱

自律型外観検査システム&ソリューション「なんでもInspector[®]」の開発

当社は、自動車・産業インフラ・エレクトロニクス業界のお客様に向け、特殊鋼・素形材・磁性材料・電線材料を開発・製造・販売しており、製品数は約300におよび、国内外に複数の製造拠点を有している。熟練技能を伴う人手作業は、これまで当社の製造現場を支えてきた一方で、安全・品質・生産性といった様々な面で、事業の持続性・成長性に対するリスクを抱えている。当社の研究開発部門であるグローバル技術革新センターGRITは、製造現場における属人作業の自動化・デジタル化による「人に依存しない高信頼・高安全なモノづくりの実現」を目指し、自律型外観検査システム&ソリューション「なんでもInspector[®]」の研究開発と実用展開を進めている。

「なんでもInspector[®]」は、人の目視による外観検査作業を模し、ワーク表面を柔軟な動作でくまなく撮像し精度よく検査判定することをコンセプトとしている。人の作業を「掴む」「動かす」「見る」「判断する」といった技能タスクに分割し、それぞれの技能を技術に置き換える要素技術ユニットを構築し、研究開発を進めている（図1）。「掴む」ためのピッキングユニットでは、AI学習を採用することで、安価なセンサを用いながら多品種製品の把持に柔軟に対応できる認識技術を構築し

た。「動かす」ためのハンドリングユニットでは、動作の軌道を自動生成するシミュレータにより、実機での動作教示の削減および動作の最適化を可能にした。「見る」ための撮像ユニットでは、製品に対しカメラの最適な撮像点を生成し、複雑な製品形状でもくまなく撮像が可能なシミュレータを開発した。「判断する」ための検査ユニットでは、高精度化と開発効率化を狙い、画像処理とAI学習を組み合わせることで良否判定するアルゴリズムとした。

要素技術開発と並行して、当社製造現場での実用展開を段階的に進めている。あわせて、実用展開による自動化データを活用し、製造条件等へのフィードバック機能も今後は充実させていく。また、開発名称をInspector=検査機としてはいるが、要素技術ユニットの組合せ次第では、ハンドリング作業や立体計測、可視化など他用途にも派生的に利用することも期待できる。要素技術を高めたり増やしたりすることで実用展開の対象範囲を広げ、いずれ人手作業全般を代替しうるシステム&ソリューションを構築していきたい。

本件のアプローチでは、自社開発技術のみに拘らず、社外企業・研究機関とのオープンイノベーションを積極的に図っている。当社では「なんでもInspector[®]」に限らずDXの分野において連携できるパートナーを募集している。DXの推進により、新たな製品やソリューション・サービスを提供し、持続可能な社会を支える高機能材料会社を目指していく。

〔日立金属 技術開発本部 グローバル技術革新センターGRIT 先端プロセス開発部 Sensing Roboticsグループ グループ長 にし 雄一〕

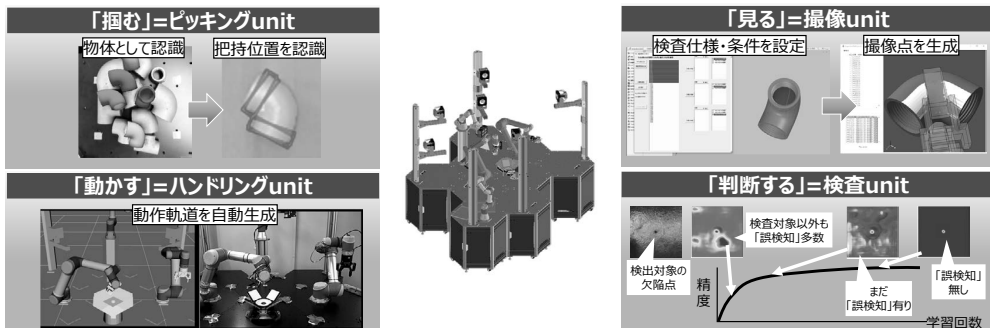


図 1 なんでもInspector[®]要素技術ユニット[®]

業界のうごき

サハシ特殊鋼、棒鋼切断を効率化 超硬丸鋸切断機を更新

サハシ特殊鋼は特殊鋼棒鋼の切断機能を強化した。超硬丸鋸切断機1台を最新鋭機に更新し、4月から本稼働する。太径品加工の対応力を高め生産効率化も進めて、小ロット・多品種ニーズをきめ細かく捕捉する。

同社は自動化、省力化設備への切り替えを段階的に行い、切断機を7台から5台に集約するなど棒鋼切断部門の合理化に注力している。更なる生産性向上と対応サイズ拡大を狙い、超硬丸鋸切断機1台をリプレースした。対応製品径を430ミリまで広げて太径や平鋼の切断数量増を目指す。

材料供給装置は2レーンあり、片側で切断機へ給材を行いながら、もう片方で次の段取りを行い、加工効率を高める。母材に貼付されたQRコードを読み取って切断条件を自動判別するため、入力作業も省略できる。薄板バンダーも同時に導入した。

(4月1日)

日金スチール、前3月期は最高益 数量増と価格上昇、経費抑制

日金スチールの2022年3月期単独決算は売上高196億5,600万円で前期比22.3%増、経常利益5億7,100万円で同87.8%増、純利益3億8,300万円で同79%増。経常利益、純利益やROSは2017年度業績を上回り過去最高だった。

財務強化では有利子負債の圧縮を継続しており、D/Eレシオは0.87で2019年度(0.97)を上回り過去最高。自己資本比率は過去最高を更新し続けており、32.3%に達した。

精密機器、自動車、ゲーム機関連の売上げが伸びた。上期は自動車、電池関連が好調で、下期は原料高を背景にした価格上昇の影響が大きかった。半導体関連は年度を通じて堅調。新型コロナの影響で営業活動

は制約を受けた一方、費用抑制が業績を下支えした。

今期も日本金属の開発商品の開拓、拡販に取り組む。振動吸収性や加工性にすぐれるマグネシウム合金帯や無方向性極薄電磁鋼帯など新規アイテムにも力を入れる。(5月30日)

ハヤカワカンパニー子会社が投資 アルミ鋳物で後工程の機能強化

ハヤカワカンパニーの子会社でアルミニウム合金鋳物メーカーのハヤカワキャスト(茨城県行方市)は、生産効率化を目的に鋳造後の後加工部門の体制を強化する。4月初旬をめどに切断、バリ取り加工を全自動で行う設備を導入し、順次稼働を開始する。後工程を機械化してアルミ合金鋳物の短納期化を実現するとともに、引き合いへの対応力を高めて新規案件の獲得拡大を目指す。

同社はアルミニウム合金鋳物の製造、機械加工を手掛けており、一般産業機械、大型二輪など幅広いユーザーへの供給実績がある。近年ではニアネットシェイプ(最終製品に近い形状)需要の高まりに合わせた設備増強を積極的に行っている。

設置するのは全自動方案切断バリ取り機。切断装置に加えて6軸ロボット2基、ワークを動かすターンテーブル4台、ATC(工具交換装置)2台などを搭載する。(4月6日)

メタルワン、新規事業を社内公募 業態変革推進の一環

メタルワンは、社内で新規事業の公募制度を始めた。従来の鉄鋼流通業の枠を超えて、業態変革を進めようとする取り組みの一環。既存事業の延長線上にある事業のほか、総合商社系という総合力を生かし、従来の鉄鋼流通業では考えられなかったアイデアも募集する。社内ベンチャー制度ともいえるもので、上意下達が

色濃く残る社内のカルチャーを変えていく狙いもある。

事業開発部と経営企画部が事務局の位置づけとなって進める。事業開発部では昨年、ネジに関する技術開発などを手掛けるネジロウ(東京都文京区)と合弁で、技術開発を行う新会社を設立している。

今村功社長は「当社事業の設地面積を広げていくことに意味がある。ネジロウとの合弁事業は『飛び地』の位置づけとなる事業だが、そうしたものも含めて事業を立ち上げ、事業領域を広げたい」とする。(4月7日)

ヤマト特殊鋼、精密加工の対応強化 天童市(山形県)に機械加工工場

ヤマト特殊鋼は、山形県天童市に新工場を建設する。山形県では第一工場(東根市)、第二工場(天童市)に続く第三工場となる。第1期工事として機械加工工場を建設予定で、用地、設備、建設費を含む総投資額は約15億円。2023年4月の稼働開始を予定する。

ヤマト特殊鋼は山形地区の2工場のほか、千葉県浦安市、山梨県中央市、新潟県阿賀野市、茨城県下妻市に工場を構え、直動機器関連をはじめとした機械設備部品向けの金属加工流通業を展開している。世界的に自動化や省人化の潮流が加速し、工作機械や産業用ロボット、半導体製造装置など多岐にわたる分野で機械設備の需要が増える将来環境を見据え、山形地区の生産能力を増強する。

新工場(山形第三工場の第1期工事)は今年夏に着工する予定。生産ラインの自動化により生産性を向上させ、安定した精密加工品の供給体制を整える。(4月4日)

愛知製鋼、鍛造品加工費10%値上げ 金型・物流費など高騰続き

愛知製鋼は鍛造品の加工費を4月

業界のうごき

積みから順次、10%程度値上げしている。電力・燃料などのエネルギーコストがかつてないほどに上昇し続けていることに加えて、金型費、物流費などの諸資材価格も大幅に上昇しているため。同社の鍛造品の加工費改定は過去にほとんど例がない。主要ユーザーとの交渉が進展し、値上げを実施するもの。

対象となるのは、同社が生産する鍛造品全品種。先行きの需要動向については底堅いとみているが、諸コストの高騰が続き、自社努力だけでは吸収することが難しく、販売価格に反映せざるを得ないと判断した。今後のエネルギーコストなど諸費用の動向によっては、更なる価格改定を検討する。

一方、特殊鋼鋼材（構造用鋼、ばね鋼、軸受鋼）や工具鋼の鋼材販価については鉄スクラップ、合金、電力・燃料・物流費などの価格上昇を受け、6月契約から再値上げする。

(5月31日)

神戸製鋼所、「低CO₂鋼材」を販売国内初、第三者機関で認証

神戸製鋼所は、還元鉄を高炉原料に使用して製造した鋼材の供給を今年度から開始する。還元鉄使用によるCO₂排出量削減の実績を第三者機関に認証してもらい、その削減分に相当する鋼材を「低CO₂鋼材」として販売する。第三者機関の認証を取得したのは国内初。

CO₂削減の定量効果を特定の鋼材に割り当てる「マスバランス方式」を採用する。今年度に販売する量は1万トン程度だが、製造するすべての鋼材に適用できる。「コバナブル・スチール」のブランド名で販売する。

マスバランス方式を採用する場合、第三者機関による認証が不可欠で、アルセロール・ミッタルやティッセンなど欧州ミルが鋼材と同じ英国

DNV社の認証を取得済み。一方、マスバランス方式による低CO₂鋼材をグリーンスチールに定義するかは現時点では不透明。定義づけの議論は今後、日米欧の政府を巻き込んで本格化するとみられる。(5月18日)

山陽特殊製鋼が新金型用鋼を開発 熱間ハンマー鍛造向け

山陽特殊製鋼は、熱間ハンマー鍛造における過酷な使用環境下での長寿命化と製品品質の安定化に貢献するプリハードン金型用鋼「QTP-HARMOTEX」を開発した。すでに一部のユーザーに採用されており、熱間ハンマー鍛造に適する金型材として、摩耗や割れの抑制による寿命の向上や、変形抑制による鍛造品の成形不良低減などの効果が得られている。

自動車や建設機械の複雑形状部品の製造では熱間ハンマー鍛造が用いられるが、過酷な使用環境で金型の変形や摩耗が早期に進展する問題が生じている。同社は、高温環境下における内部組織の変化を抑制する合金設計と、その製造プロセスを確立して、SKT4に比べて高温強度と靱性を大幅に向上した新プリハードン鋼を開発した。

今後も高機能工具鋼「HARMOTEX」シリーズのラインアップを充実し、採用拡大に向けた積極的な拡販活動を推進していく方針。(4月1日)

下村特殊精工、事務用品材料を増産 松尾工場に伸線ライン増設

下村特殊精工は今秋に松尾工場(千葉県山武市)の伸線ラインを増設する。事務用品(ボールペンチップ)の需要増に対応して量産体制を構築する。2018年に事務用品材料の製造ラインとして、上工程の伸線ラインと下工程の切断ラインを設置して以降、高品質なボールペンのニーズの増加とともに、ステンレス製のボー

ルペンチップの需要も拡大し、国内・輸出向けに販売を増やしている。

更なる量産化に向けて、ボトルネックとなっていた上工程の伸線機を2ラインに増やす。下工程の切断ラインは生産性を向上して上・下工程を均衡化し、製造ライン全体で生産性を高めて、アウトプット能力も増やす。

また新たに「営業企画プロジェクト」、「サステイナビリティ推進プロジェクト」をスタートした。営業企画プロジェクトでは快削性に優れる新鋼種の開発を進め、快削性に加えて強度や耐熱性、耐食性などの特性を併せ持つ次世代製品の調査、開拓を推進する。(5月11日)

大同特殊鋼、資機材調達機能を強化 新「パートナーシップ制度」始動

大同特殊鋼は、グループ全体の資機材調達の機能を強化する。今期から新たなパートナーシップ制度を構築。コスト低減や生産性向上を主とする取引先からの提案要望に加え、BCP(事業継続計画)やカーボンニュートラル(CN)などの課題に対して具体的に成果を出せる環境づくりや情報共有を行う。

同社は、2019年に資機材(維持管理品・消耗品)の調達機能をグループ会社から本体に移管し、昨年9月に「パートナーシップ構築宣言」を公開した。現在はEV化や半導体関連の発展に伴う新商品戦略、ESG経営、原材料価格変動への対応が急務となっており、調達部門の意識改革は更に重要になっている。

CNでは、取引先に対し自社の方向性や脱炭素に向けたスケジュールをこれまで明確に伝達してこなかった。既存の調達先約200社との間で「DSP(Daido Supplier Partnership)」と名付けた新制度を発足し、先週、初会合をオンラインで開催した。

(5月30日)

業界のうごき

日本金属、岐阜にパイプ自動切断機 品質・生産性向上、作業負担軽減

日本金属は、岐阜工場（岐阜県可児市）にパイプ自動切断機を導入し、本稼働を開始した。従来手動で行っていた長尺パイプの端部切断と、切断時に発生するバリ取り作業を同時に行う装置で、端面品質を向上し生産性を高める。洗浄溶液・工数の削減、従業員の作業負担の軽減も進める。

既存切断機では生産性の低い太径サイズを対象とする。月産能力は約2万7,000本で、月産加工量の3分の1以上をカバーする。生産量の拡大と納期短縮を図り、自動車向けや産業機器・住宅機器向けが高まるパイプ需要に対応する。

新設備は、独自設計した2段階の端部バリ取り装置を付帯して生産性を向上し、端部品質ばらつきを低減する。従来使用していた加工油塗布を廃止し、洗浄溶液・工数の削減を実現するほか、連続無人稼働による生産性向上、従業員の作業負担軽減も進められる。（5月27日）

日本高周波鋼業、グループを再編 高周波精密とカムスが統合、集約

日本高周波鋼業は、精密金型を主力とする高周波精密（千葉県市川市）と特殊鋼加工・販売を行うカムス（群馬県太田市）の経営統合、拠点集約の検討に着手する。自動車電動化の進展に伴い、高周波精密が得意とする駆動系関連部品向け金型は厳しい事業環境が続く見通し。需要に合わせた事業規模の縮小と人員体制の適正化を進めるとともに、グループ内のリソースを最大限に活用し早急に安定した収益構造を構築する。

カムスを存続会社、高周波精密を分割会社とする経営統合は2023年4月に予定する。同年10月に高周波精密の市川事業所をカムスの北関東事

業所に移転集約し、熱処理、表面処理を含めて鋼材加工の一貫体制を構築する。

現在は市川と北関東の間で複数工程の熱処理加工で横持ちが生じているが、拠点集約によりリードタイム短縮、歩留り改善、物流コスト削減を進める。（5月2日）

日本製鉄、室蘭などで運用開始 操業データの遠隔把握システム

日本製鉄は、経営情報や鉄鋼生産に関する重要指標（KPI）を遠隔から確認するシステムを構築した。経営陣から第一線で働くスタッフまで同一データをリアルタイムに共有し、意思決定や課題解決の迅速化につながり狙いがある。

開発したのは「NS-Lib」と呼ぶ統合データプラットフォーム。子会社の日鉄ソリューションズと共同構築した。製鉄所の高炉など各種設備の操業状況や、本社の鋼材受注情報といった膨大なデータを格納する。データごとに定義や意味合いを紐付けて登録でき、利用者は正確かつ迅速に各種データを活用することが可能だ。

製鉄所では、まず北日本製鉄所室蘭地区（北海道室蘭市）と瀬戸内製鉄所広畑地区（兵庫県姫路市）のデータで運用を始めた。2025年度までに全14地区に段階的に広げる。

日鉄ソリューションズは今年7月から同システムをベースにした製品を製造業向けに外販する。（5月31日）

ネツレン、3Dプリンターを導入 熱処理技術の開発期間を短縮

ネツレン（高周波熱錬）は今年度中に3Dプリンターを導入する。当初の2年は製造方法の確立や従来からの技術課題の解決といった研究開発に活用し、熱処理技術の開発期間短縮につなげる。開発期間は2025年に現在より約30%、2030年に約60%短

縮を目指す。

III（誘導加熱）熱処理では誘導加熱コイルが重要な役割を果たし、熱処理を施す品物に応じてさまざまな形状が要求される。これまでは熟練した技術者が手作業で製作しており、所定のリードタイムが必要なため、開発期間の短縮は難しかった。

純銅が造形できる金属3Dプリンターによる誘導加熱コイルの製作を検討し、一定の評価が得られたため、社内の研究開発用に3Dプリンターを導入する。CAE解析との相乗効果で最適な加熱コイルの製造技術を確立し、誘導加熱コイルの形状の最適化を追求する。（5月19日）

日立金属、LIB正極材で新技術 Co由来のGHG排出量を削減

日立金属は、リチウムイオン電池（LIB）の正極材分野でコバルト原料由来の温室効果ガス（GHG）排出量を削減に貢献する新技術を開発した。高度の組織制御により、コバルト使用量を削減してもLIBの長寿命化、高容量化を両立できるようにする技術で、正極材の原材料の選択肢も増やせる。正極材量産やLIB開発を手掛ける企業に対して、環境負荷を低減するソリューションとして非独占ライセンス契約により開発技術を供与する。

コバルト原料由来のGHG排出量の削減はLIB製造における重要な開発課題。今回開発した正極材技術は、粉末冶金技術を駆使した独自の固相反応法を用いる。リチウムや金属を含む原料粉末を粉碎混合して造粒後に焼成して反応させる製法で、正極材のニッケル含有量を90%まで高め、コバルト含有量を3%に抑えても、高容量・長寿命の特性を維持できる。（5月20日）

文責：(株)鉄鋼新聞社

特殊鋼統計資料

特殊鋼熱間圧延鋼材の鋼種別生産の推移

鋼種別

(単位：t)

年月	工具鋼	構造用鋼			特殊用途鋼						計	合計
		機械構造用炭素鋼	合金鋼	計	ばね鋼	軸受鋼	ステンレス鋼	快削鋼	高抗張力	その他		
'20 暦年	155,917	3,419,635	2,861,119	6,280,754	294,388	646,096	2,172,096	421,126	4,140,987	388,543	8,063,236	14,499,923
'21 暦年	221,395	4,709,058	3,726,591	8,435,649	374,891	987,441	2,578,832	580,434	4,875,054	493,548	9,890,200	18,547,244
'20 年度	161,061	3,578,698	2,956,593	6,535,291	309,316	702,538	2,114,557	428,594	4,153,666	397,469	8,106,140	14,802,492
'21 年度	227,889	4,669,266	3,691,309	8,360,575	359,466	975,524	2,584,063	571,328	4,747,315	487,191	9,724,887	18,313,351
'21. 4-6月	56,296	1,201,876	965,482	2,167,358	96,546	260,367	611,090	145,767	1,229,889	120,022	2,463,681	4,687,335
7-9月	53,928	1,214,051	924,956	2,139,007	97,316	245,647	689,982	154,403	1,223,104	128,188	2,538,640	4,731,575
10-12月	58,973	1,120,248	890,749	2,010,997	83,530	248,845	661,628	139,679	1,160,260	116,749	2,410,691	4,480,661
'22. 1-3月	58,692	1,133,091	910,122	2,043,213	82,074	220,665	621,363	131,479	1,134,062	122,232	2,311,875	4,413,780
'21年 3月	19,671	425,990	339,730	765,720	34,880	85,603	212,132	52,558	463,556	46,714	895,443	1,680,834
4月	18,294	408,808	340,632	749,440	29,946	80,297	212,529	48,060	381,395	37,097	789,324	1,557,058
5月	19,668	392,952	316,676	709,628	29,719	90,410	180,326	49,210	434,132	45,174	828,971	1,558,267
6月	18,334	400,116	308,174	708,290	36,881	89,660	218,235	48,497	414,362	37,751	845,386	1,572,010
7月	18,960	417,239	325,237	742,476	34,012	76,642	220,538	54,553	422,541	34,939	843,225	1,604,661
8月	16,959	398,938	295,879	694,817	28,703	81,025	229,439	45,315	417,534	44,886	846,902	1,558,678
9月	18,009	397,874	303,840	701,714	34,601	87,980	240,005	54,535	383,029	48,363	848,513	1,568,236
10月	20,208	369,718	308,766	678,484	27,164	87,684	203,862	44,520	402,259	42,705	808,194	1,506,886
11月	19,551	388,574	298,018	686,592	28,799	85,188	222,985	51,302	390,490	32,633	811,397	1,517,540
12月	19,214	361,956	283,965	645,921	27,567	75,973	234,781	43,857	367,511	41,411	791,100	1,456,235
'22年 1月	18,209	378,351	298,237	676,588	25,175	76,825	204,627	40,835	403,226	40,020	790,708	1,485,505
2月	22,658	362,211	300,079	662,290	28,144	71,123	205,466	42,810	348,389	34,340	730,272	1,415,220
3月	17,825	392,529	311,806	704,335	28,755	72,717	211,270	47,834	382,447	47,872	790,895	1,513,055
4月	18,786	339,219	291,299	630,518	27,161	71,108	200,101	40,680	384,959	37,949	761,958	1,411,262
前月比	105.4	86.4	93.4	89.5	94.5	97.8	94.7	85.0	100.7	79.3	96.3	93.3
前年同月比	102.7	83.0	85.5	84.1	90.7	88.6	94.2	84.6	100.9	102.3	96.5	90.6

出所：経済産業省『鉄鋼生産内訳月報』から作成。

形状別

(単位：t)

年月	形鋼	棒鋼	管材	線材	鋼板	鋼帯	合計
'20 暦年	236,085	4,263,744	846,580	2,974,323	1,048,015	5,137,647	14,506,394
'21 暦年	278,898	6,065,226	856,955	3,846,183	1,081,675	6,422,384	18,551,321
'20 年度	237,286	4,512,899	780,205	3,099,528	935,791	5,241,093	14,806,802
'21 年度	286,265	6,051,725	877,842	3,749,037	1,115,176	6,239,200	18,319,245
'21. 4-6月	69,455	1,540,053	217,539	980,346	268,361	1,613,248	4,689,002
7-9月	66,937	1,556,494	199,286	990,216	280,504	1,639,676	4,733,113
10-12月	79,102	1,493,270	216,800	881,055	299,277	1,512,717	4,482,221
'22. 1-3月	70,771	1,461,908	244,217	897,420	267,034	1,473,559	4,414,909
'21年 3月	22,396	550,539	75,359	352,362	95,725	585,194	1,681,575
4月	26,225	496,073	92,222	331,137	87,015	524,889	1,557,561
5月	22,294	511,388	62,109	325,551	92,043	545,306	1,558,691
6月	20,936	532,592	63,208	323,658	89,303	543,053	1,572,750
7月	26,389	529,891	66,699	332,383	77,079	572,669	1,605,110
8月	14,364	490,628	77,787	324,291	102,620	549,717	1,559,407
9月	26,184	535,975	54,800	333,542	100,805	517,290	1,568,589
10月	27,778	505,105	51,285	281,251	104,337	497,663	1,507,419
11月	29,975	524,016	55,264	291,930	101,076	515,593	1,517,854
12月	21,349	464,149	70,251	307,874	93,864	499,461	1,456,948
'22年 1月	21,233	472,269	85,072	299,898	85,549	521,885	1,485,906
2月	21,597	484,203	87,412	275,110	83,726	463,906	1,415,954
3月	27,941	505,436	71,733	322,412	97,759	487,768	1,513,049
4月	22,479	440,709	93,362	281,028	98,222	475,462	1,411,262
前月比	80.5	87.2	130.2	87.2	100.5	97.5	93.3
前年同月比	85.7	88.8	101.2	84.9	112.9	90.6	90.6

出所：『経済産業省生産動態統計』から作成。

特殊鋼鋼材の鋼種別販売(商社+問屋)の推移 (同業者+消費者向け)

(単位:t)

年月	工具鋼	構造用鋼			特殊用途鋼						計	合計
		機械構造用炭素鋼	構造用合金鋼	計	ばね鋼	軸受鋼	ステンレス鋼	快削鋼	高抗張力鋼	その他		
'20 曆年	209,727	2,198,378	1,185,987	3,384,365	56,123	314,764	1,229,083	109,383	64,711	85,442	1,859,506	5,453,598
'21 曆年	245,486	2,716,911	1,455,748	4,172,659	49,883	399,243	1,459,480	124,703	61,853	95,991	2,191,153	6,609,298
'20 年度	211,779	2,240,670	1,213,083	3,453,753	55,083	328,523	1,232,187	108,689	56,572	82,995	1,864,049	5,529,581
'21 年度	247,110	2,752,134	1,092,322	3,137,987	36,133	300,281	1,125,634	93,152	45,860	73,500	1,674,560	4,996,127
'21年 8月	18,116	212,990	112,670	325,660	3,169	29,515	118,938	9,570	4,331	8,185	173,708	517,484
9月	20,985	227,116	120,779	347,895	3,781	32,954	128,476	9,386	6,033	9,117	189,747	558,627
10月	19,072	218,261	113,035	331,296	3,874	32,989	126,427	8,717	5,490	8,061	185,558	535,926
11月	20,489	225,683	120,299	345,982	4,001	33,090	129,595	10,715	4,807	7,766	189,974	556,445
12月	19,449	230,330	120,228	350,558	4,147	33,935	134,227	10,219	5,469	7,779	195,776	565,783
'22年 1月	19,728	221,808	117,764	339,572	3,959	31,322	123,204	10,110	4,267	7,353	180,215	539,515
2月	20,368	223,047	115,749	338,796	4,037	30,503	126,216	12,385	6,646	7,315	187,102	546,266
3月	23,434	261,614	133,420	395,034	4,376	34,595	137,544	10,475	6,929	9,011	202,930	621,398
4月	22,967	223,859	118,078	341,937	4,141	29,596	127,524	9,440	6,542	7,718	184,961	549,865
前月比	98.0	85.6	88.5	86.6	94.6	85.5	92.7	90.1	94.4	85.7	91.1	88.5
前年同月比	105.1	98.2	87.3	94.1	93.0	86.8	107.8	80.0	146.4	95.4	102.1	97.1

出所: 一般社団法人特殊鋼倶楽部『特殊鋼鋼材需給月報調査』から作成。

(注) 2018年3月より経済産業省『鉄鋼需給動態統計調査』から特殊鋼倶楽部業界自主統計化へ変更した。

特殊鋼熱間圧延鋼材の鋼種別メーカー在庫の推移

(単位:t)

年月	工具鋼	構造用鋼			特殊用途鋼						計	合計
		機械構造用炭素鋼	構造用合金鋼	計	ばね鋼	軸受鋼	ステンレス鋼	快削鋼	高抗張力鋼	その他		
'20 曆年	7,121	227,632	138,579	366,211	23,123	34,242	122,999	27,331	143,334	23,014	374,043	747,375
'21 曆年	8,055	246,632	158,245	404,877	24,939	38,834	144,605	29,563	168,305	22,668	428,914	841,846
'20 年度	6,109	225,231	149,743	374,974	25,103	34,654	118,733	24,034	145,894	22,503	370,921	752,004
'21 年度	7,544	239,228	149,869	389,097	21,922	36,386	140,730	29,025	139,691	23,830	391,584	788,225
'21年 8月	7,641	253,595	164,384	417,979	25,740	40,086	139,926	29,602	193,634	26,938	455,926	881,546
9月	6,073	243,728	147,664	391,392	25,537	39,600	160,821	27,789	171,710	27,676	453,133	850,598
10月	7,814	237,083	150,207	387,290	22,841	39,610	132,122	26,371	175,837	22,638	419,419	814,523
11月	7,528	245,739	153,174	398,913	23,423	39,517	139,226	30,425	184,589	17,560	434,740	841,181
12月	8,055	246,632	158,245	404,877	24,939	38,834	144,605	29,563	168,305	22,668	428,914	841,846
'22年 1月	8,678	250,569	158,205	408,774	26,881	41,374	130,361	27,331	170,705	25,513	422,165	839,617
2月	9,554	250,933	151,757	402,690	26,839	39,934	136,991	30,502	153,702	21,866	409,834	822,078
3月	7,544	239,228	149,869	389,097	21,922	36,386	140,730	29,025	139,691	23,830	391,584	788,225
4月	8,012	247,938	157,940	405,878	25,592	34,058	143,141	30,246	158,409	23,196	414,642	828,532
前月比	106.2	103.6	105.4	104.3	116.7	93.6	101.7	104.2	113.4	97.3	105.9	105.1
前年同月比	122.6	100.9	100.7	100.8	120.6	99.2	117.9	107.4	105.3	114.8	110.3	105.6

出所: 経済産業省『鉄鋼生産内訳月報』から作成。

特殊鋼鋼材の流通在庫の推移 (商社+問屋)

(単位:t)

年月	工具鋼	構造用鋼			特殊用途鋼						計	合計
		機械構造用炭素鋼	構造用合金鋼	計	ばね鋼	軸受鋼	ステンレス鋼	快削鋼	高抗張力鋼	その他		
'20 曆年	65,383	253,328	167,185	420,513	11,503	54,038	203,455	12,278	13,904	6,544	301,722	787,618
'21 曆年	78,090	352,845	202,875	555,720	11,864	65,865	261,863	14,113	18,074	7,971	379,750	1,013,560
'20 年度	64,494	277,040	177,841	454,881	11,736	53,793	217,355	14,206	16,535	5,470	319,095	838,470
'21 年度	77,786	312,576	208,973	521,549	13,253	62,840	253,404	15,438	16,809	10,270	372,014	971,349
'21年 8月	69,325	334,251	196,255	530,506	11,890	62,703	242,242	10,994	19,740	7,018	354,587	954,418
9月	72,710	349,674	197,482	547,156	11,773	62,794	247,590	13,659	19,613	7,066	362,495	982,361
10月	75,162	368,533	202,570	571,103	11,712	65,074	260,217	14,519	19,328	7,935	378,785	1,025,050
11月	75,441	359,128	195,371	554,499	12,075	59,161	259,914	14,606	18,347	7,182	371,285	1,001,225
12月	78,090	352,845	202,875	555,720	11,864	65,865	261,863	14,113	18,074	7,971	379,750	1,013,560
'22年 1月	76,504	343,019	209,833	552,852	13,060	65,488	265,324	14,664	18,771	8,793	386,100	1,015,456
2月	76,018	330,301	210,798	541,099	13,031	62,121	254,202	14,989	17,835	9,166	371,344	988,461
3月	77,786	312,576	208,973	521,549	13,253	62,840	253,404	15,438	16,809	10,270	372,014	971,349
4月	78,462	289,591	201,973	491,564	12,950	60,493	244,062	15,088	16,402	11,034	360,029	930,055
前月比	100.9	92.6	96.7	94.3	97.7	96.3	96.3	97.7	97.6	107.4	96.8	95.7
前年同月比	123.4	104.5	117.9	109.6	107.9	117.3	111.5	120.7	95.3	211.4	113.5	112.1

出所: 一般社団法人特殊鋼倶楽部『特殊鋼鋼材需給月報調査』から作成。

(注) 2018年3月より経済産業省『鉄鋼需給動態統計調査』から特殊鋼倶楽部業界自主統計化へ変更した。

特殊鋼鋼材の輸出入推移

輸出

(単位: t)

年月	工具鋼	構造用鋼			特殊用途鋼					その他の鋼			特殊鋼鋼材合計
		機械構造用炭素鋼	構造用合金鋼	計	ばね鋼	ステンレス鋼	快削鋼	ピアノ線材	計	高炭素鋼	合金鋼	計	
'20 暦年	29,024	265,564	383,431	648,995	130,574	777,331	83,044	59,199	1,050,147	3,072	4,101,469	4,104,463	5,832,708
'21 暦年	41,270	437,028	558,747	995,775	198,944	r 846,790	122,324	73,541	r 1,241,600	2,866	r 5,394,930	5,397,827	r 7,676,441
'20 年度	30,661	286,158	400,957	687,115	139,795	r 757,155	88,335	64,008	r 1,049,293	2,961	4,065,480	4,068,440	r 5,835,508
'21 年度	42,446	428,197	548,765	976,962	197,417	846,850	121,221	64,398	1,229,885	3,006	5,313,266	5,316,272	7,565,565
'21年 7月	3,546	35,819	47,719	83,538	19,063	67,642	9,126	6,325	102,156	274	493,546	493,820	683,060
8月	2,588	36,713	42,721	79,434	15,501	65,556	10,709	7,953	99,720	258	482,599	482,857	664,600
9月	3,047	40,018	52,272	92,290	19,512	r 79,363	11,178	5,856	r 115,910	360	459,791	460,151	r 671,397
10月	3,449	35,615	47,791	83,406	18,586	69,343	12,617	5,938	106,484	194	466,887	467,081	660,420
11月	3,721	37,313	37,809	75,122	15,320	70,895	8,252	5,641	100,108	316	r 427,002	r 427,318	r 606,269
12月	3,488	33,521	47,089	80,610	14,266	76,112	12,263	3,763	106,404	240	410,537	410,778	601,279
'22年 1月	2,555	31,716	39,486	71,202	12,868	54,740	9,192	3,907	80,707	253	357,922	358,175	512,639
2月	3,613	28,032	43,549	71,581	12,476	72,718	6,634	5,520	97,348	209	361,889	362,099	534,640
3月	3,881	35,609	44,593	80,202	17,194	80,077	11,874	4,427	113,571	311	482,185	482,496	680,150
4月	3,537	29,493	43,825	73,319	14,241	63,212	9,455	5,418	92,326	226	387,026	387,253	556,434
前月比	91.1	82.8	98.3	91.4	82.8	78.9	79.6	122.4	81.3	72.7	80.3	80.3	81.8
前年同月比	105.6	86.1	82.1	83.7	78.7	84.6	102.7	147.9	87.4	94.2	82.2	82.2	83.3

出所: 財務省関税局『貿易統計』から作成。

輸入

(単位: t)

年月	工具鋼	ばね鋼	ステンレス鋼					快削鋼	その他の鋼			特殊鋼鋼材合計	
			形鋼	棒鋼	線材	鋼板類	鋼管		計	高炭素鋼	合金鋼		計
'20 暦年	4,425	8,681	481	11,582	7,806	182,037	15,644	217,549	226	5,508	378,424	383,929	614,814
'21 暦年	3,425	7,333	282	r 12,395	11,674	237,726	18,602	280,679	r 310	7,765	274,257	282,022	r 573,769
'20 年度	3,570	8,042	435	r 11,445	8,396	188,470	15,730	224,477	250	6,395	358,609	365,004	601,343
'21 年度	3,909	9,290	270	12,657	12,725	249,314	19,380	294,346	270	7,528	237,040	244,568	552,383
'21年 7月	256	519	27	1,156	1,091	18,514	1,626	22,413	r 38	503	12,597	13,100	r 36,326
8月	245	354	26	778	717	18,001	1,724	21,246	18	1,065	20,811	21,876	r 43,739
9月	447	396	16	1,579	1,008	20,378	1,746	24,727	41	432	17,529	17,961	43,572
10月	164	641	25	979	937	21,309	1,370	24,620	13	128	20,057	20,185	45,623
11月	313	788	16	840	1,283	17,525	1,782	21,446	・	772	16,357	17,130	39,677
12月	438	1,069	17	1,220	1,387	24,700	1,799	29,123	29	235	15,406	15,641	46,300
'22年 1月	413	861	29	1,010	1,553	26,806	1,747	31,145	・	359	13,281	13,639	46,079
2月	235	1,318	14	1,009	919	24,046	1,287	27,275	15	1,096	15,777	16,873	45,717
3月	523	1,341	22	954	690	21,249	1,870	24,786	17	587	18,528	19,115	45,782
p 4月	278	1,166	16	1,224	1,553	21,529	1,800	26,122	-	276	17,884	18,160	45,726
前月比	53.1	87.0	70.9	128.3	225.1	101.3	96.3	105.4	-	47.0	96.5	95.0	99.9
前年同月比	134.1	122.7	90.5	122.7	140.7	125.2	112.5	124.9	-	48.0	40.9	41.0	68.9

出所: 財務省関税局『貿易統計』から作成。

(注) p: 速報値

関連産業指標推移

(単位: 台)

(単位: 億円)

年月	四輪自動車生産		四輪完成車輸出		新車登録・軽自動車販売		建設機械生産		産業車輛生産		機械受注額	産業機械受注額	工作機械受注額
	うちトラック	うちトラック	うちトラック	うちトラック	うちトラック	うちトラック	ブルドーザ	パワーショベル	フォークリフト	ショベルトラック			
'20 暦年	8,067,943	1,037,731	3,740,832	259,879	4,598,615	779,300	-	180,833	108,419	8,267	95,570	46,022	9,018
'21 暦年	7,846,958	1,154,054	3,818,910	379,007	4,448,340	765,762	-	222,252	119,477	11,205	102,086	55,176	15,414
'20 年度	7,969,529	1,064,697	3,670,709	275,189	4,656,632	790,406	-	184,423	105,357	8,726	94,870	50,322	9,885
'21 年度	7,545,201	1,130,201	3,684,025	384,446	4,215,826	742,108	-	228,923	122,697	11,671	103,732	49,494	16,675
'21年 7月	730,430	111,045	374,889	38,038	377,448	67,514	-	18,960	10,951	1,077	8,550	3,661	1,350
8月	480,613	71,028	252,154	27,390	319,697	55,517	-	15,161	7,901	911	8,432	4,041	1,259
9月	430,593	79,263	200,025	25,999	318,371	60,879	-	18,945	10,481	1,115	8,478	4,628	1,446
10月	515,250	80,603	246,189	29,289	279,341	48,366	-	20,078	10,708	1,115	8,688	3,777	1,492
11月	756,625	103,409	342,078	32,028	352,455	60,404	-	20,134	11,332	1,195	8,899	4,044	1,454
12月	710,070	101,249	381,925	37,617	336,442	55,806	-	19,619	10,218	1,053	9,178	5,559	1,392
'22年 1月	546,951	80,195	269,439	29,019	329,699	56,794	-	17,963	9,292	909	8,996	2,934	1,429
2月	693,704	104,230	312,462	32,569	354,668	64,347	-	19,486	10,280	796	8,114	3,351	1,390
3月	719,354	107,429	321,457	37,874	512,862	85,473	-	22,508	11,657	962	8,695	7,142	1,663
4月	-	-	314,263	36,231	299,620	54,987	-	17,076	10,831	866	9,630	3,782	1,550
前月比	-	-	97.8	95.7	58.4	64.3	-	75.9	92.9	90.0	110.8	53.0	93.2
前年同月比	-	-	88.4	106.6	85.6	90.1	-	87.6	119.0	107.7	119.2	110.8	125.0

出所: 四輪自動車生産、四輪完成車輸出は(一社)日本自動車工業会『自動車統計月報』、
 新車登録は(一社)日本自動車販売協会連合会『新車・月別販売台数(登録車)』、
 軽自動車販売は(一社)全国軽自動車協会連合会『軽四輪車新車販売確報』、
 建設機械生産、産業車輛生産は『経済産業省生産動態統計』、
 機械受注額は内閣府『機械受注統計調査』、産業機械受注額は(一社)日本産業機械工業会『産業機械受注状況』、
 工作機械受注額は(一社)日本工作機械工業会『受注実績調査』

(注) r: 訂正値

特殊鋼需給統計総括表

2022年4月分

鋼種別	項目	月別					
		実数 (t)	前月比 (%)	前年 同月比(%)	2015年基準 指数(%)		
工 具 鋼	熱間圧延鋼材生産	18,786	105.4	102.7	91.1		
	鋼材輸入実績	278	53.1	134.1	90.0		
	販売業者	受入計	23,643	93.8	112.8	87.6	
		販売計	22,967	98.0	105.1	87.4	
		うち消費者向	17,879	91.4	98.0	94.5	
		在庫計	78,462	100.9	123.4	132.9	
	鋼材輸出船積実績	3,537	91.1	105.6	74.2		
	生産者工場在庫	8,012	106.2	122.6	96.6		
	総在庫	86,474	101.3	123.3	128.4		
	構 造 用 鋼	熱間圧延鋼材生産	630,518	89.5	84.1	92.2	
販売業者		受入計	311,952	83.1	87.4	47.7	
		販売計	341,937	86.6	94.1	52.3	
		うち消費者向	270,803	93.0	95.4	61.7	
		在庫計	491,564	94.3	109.6	139.7	
鋼材輸出船積実績		73,319	91.4	83.7	89.2		
生産者工場在庫		405,878	104.3	100.8	116.0		
総在庫		897,442	98.6	105.5	127.9		
ば ね 鋼		熱間圧延鋼材生産	27,161	94.5	90.7	75.5	
		鋼材輸入実績	1,166	87.0	122.7	286.2	
	販売業者	受入計	3,838	83.5	81.3	18.1	
		販売計	4,141	94.6	93.0	19.7	
		うち消費者向	2,992	97.3	100.5	64.3	
		在庫計	12,950	97.7	107.9	106.1	
	鋼材輸出船積実績	14,241	82.8	78.7	90.6		
	生産者工場在庫	25,592	116.7	120.6	99.1		
	総在庫	38,542	109.6	116.0	101.3		
	ス テ ン レ ス 鋼	熱間圧延鋼材生産	200,101	94.7	94.2	87.1	
鋼材輸入実績		26,122	105.4	124.9	180.5		
販売業者		受入計	118,182	86.4	98.7	47.1	
		販売計	127,524	92.7	107.8	50.8	
		うち消費者向	63,650	96.4	103.7	113.8	
		在庫計	244,062	96.3	111.5	178.6	
鋼材輸出船積実績		63,212	78.9	84.6	72.1		
生産者工場在庫		143,141	101.7	117.9	124.2		
総在庫		387,203	98.2	113.8	153.7		
快 削 鋼		熱間圧延鋼材生産	40,680	85.0	84.6	79.3	
	販売業者	受入計	9,090	83.2	90.1	64.3	
		販売計	9,440	90.1	80.0	65.6	
		うち消費者向	8,982	164.6	79.3	64.5	
		在庫計	15,088	97.7	120.7	111.5	
	鋼材輸出船積実績	9,455	79.6	102.7	98.8		
	生産者工場在庫	30,246	104.2	107.4	109.0		
	総在庫	45,334	102.0	111.5	109.8		
	高 抗 張 力 鋼	熱間圧延鋼材生産	384,959	100.7	100.9	93.3	
		販売業者	受入計	6,135	103.9	119.2	59.7
販売計			6,542	94.4	146.4	64.3	
うち消費者向			5,566	92.3	152.5	83.0	
在庫計			16,402	97.6	95.3	149.6	
生産者工場在庫		158,409	113.4	105.3	83.5		
総在庫		174,811	111.7	104.2	87.1		
そ の 他		熱間圧延鋼材生産	109,057	90.4	92.9	78.8	
		販売業者	受入計	35,731	78.7	89.9	88.2
			販売計	37,314	85.6	88.4	92.0
	うち消費者向		35,136	87.8	87.3	95.6	
	在庫計		71,527	97.8	125.9	134.6	
	生産者工場在庫	57,254	95.1	104.9	82.8		
	総在庫	128,781	96.6	115.7	105.3		
	特 殊 鋼 鋼 材 合 計	熱間圧延鋼材生産合計	1,411,262	93.3	90.6	89.7	
		鋼材輸入実績計	45,726	99.9	68.9	56.3	
		販売業者	受入計	508,571	84.2	91.3	50.0
販売計			549,865	88.5	97.1	54.0	
うち消費者向			405,008	93.9	96.0	70.3	
在庫計			930,055	95.7	112.1	145.9	
鋼材輸出船積実績計		556,434	81.8	83.3	86.5		
生産者工場在庫		828,532	105.1	105.6	105.4		
総在庫		1,758,587	99.9	108.9	123.6		

出所: 鋼材輸入実績及び鋼材輸出船積実績は財務省関税局『貿易統計』、

それ以外は経済産業省『経済産業省生産動態統計』、『鉄鋼生産内訳月報』、但し総在庫は特殊鋼倶楽部で計算。

(注) 総在庫とは販売業者在庫に生産者工場在庫を加算したもの、生産者工場在庫は熱間圧延鋼材のみで、冷間圧延鋼材及び鋼管を含まない。また、工場以外の置場にあるものは、生産者所有品であってもこれに含まない。

倶楽部だより

(2022年4月1日～5月31日)

総会

2022年度（5月26日・対面会議+Web会議）

- ①2021年度事業報告について
- ②2021年度決算について
- ③理事辞任に伴う新任理事選任について

理事会

第1回（5月10日・対面会議+Web会議）

- ①2021年度事業報告について
- ②2021年度決算について
- ③理事辞任に伴う新任理事選任について
- ④2022年度定時総会招集について

第2回（5月26日・対面会議+Web会議）

副会長の選任について

運営委員会

本委員会（4月25日・対面会議+Web会議）

- ①2021年度事業報告について
- ②2021年度決算について
- ③理事辞任に伴う新任理事選任について
- ④2022年度定時総会招集について

総務分科会・財務分科会（4月21日・対面会議+Web会議）

- ①2021年度事業報告について
- ②2021年度決算について
- ③理事辞任に伴う新任理事選任について
- ④2022年度定時総会招集について

2021年度監事監査（4月26日・対面）

市場開拓調査委員会

特殊鋼PR展示・講演会WG

第9回高機能金属展 関西展 出展キックオフミーティング（4月6日・Web会議）

- ①スケジュール確認
- ②各社出展内容の紹介
- ③ブース内レイアウト決定
- ④情報交換

第9回高機能金属展 関西展

- ①協賛すると共にブースを出展（5月11～

13日）

- ②技術セミナーを開催（5月11・12日）

編集委員会

本委員会（4月12日・Web会議）

- ①委員交代の報告
- ②2022年9月号特集「特殊鋼の基礎（仮題）」の編集方針、内容の確認
- ③2023年1月号以降の特集テーマの選定

小委員会（5月16日・Web会議）

- ①委員交代の報告
- ②2022年11月号特集「工具鋼（仮題）」の編集内容の検討

人材確保育成委員会

2022年度特殊鋼教養講座1回目（4月15日）

テーマ：鉄鋼業の歴史と先端技術による未来への挑戦

講師：（一社）特殊鋼倶楽部 専務理事
協本 眞也

方式：オンライン参加

受講者：187名（2地区）

流通委員会

説明会（4月22日）

演題：2022年度第1・四半期の特殊鋼需要見通し

講師：経済産業省 製造産業局 金属課
課長補佐 佐藤 俊輔 氏

方式：オンライン同時配信（東京・名古屋・大阪3地区）

参加者：86名

カーボンニュートラルWG

第9回会合（3月29日・Web会議）

第10回会合（4月27日・Web会議）

第11回会合（5月27日・Web会議）

ミルシート電子化拡大WG

第1回メーカー会合（2021年7月・Web会議）

第2回メーカー会合（5月9日・Web会議）

第3回メーカー会合（5月31日・Web会議）

[大阪支部]

運営委員会（5月30日・対面会議+Web会議）

- ①2021年度事業
- ②2021年度収支
- ③2022年度事業計画
- ④2022年度収支予算
- ⑤2022年度役員体制

2021年度会計監査（5月30日・対面）

第9回高機能金属展 関西展に協賛すると共に
ブースを出展（5月11～13日）再掲

説明会（4月22日・全特協との共催）再掲

演 題：2022年度第1・四半期の特殊鋼需要
見通し

講 師：経済産業省 製造産業局 金属課
課長補佐 佐藤 俊輔 氏

方 式：オンライン配信

参加者：21名（大阪地区参加）

[名古屋支部]

運営委員会（4月15日・対面会議）

定時総会内容事前確認

部会

工具鋼部会（4月20日・対面会議）

ステンレス鋼部会（4月22日・対面会議）

構造用鋼部会（4月26日・Web会議）

講座、研修会、セミナー等

説明会（4月22日・全特協との共催）再掲

演 題：2022年度第1・四半期の特殊鋼需
要見通し

講 師：経済産業省 製造産業局 金属課
課長補佐 佐藤 俊輔 氏

方 式：オンライン配信

参加者：26名（名古屋地区参加）

2022年度特殊鋼教養講座1回目（4月15日）再掲

テーマ：鉄鋼業の歴史と先端技術による未来
への挑戦

講 師：(一社)特殊鋼倶楽部 専務理事
協本 真也

方 式：オンライン参加

受講者：57名（名古屋地区参加）

新入社員研修（4月21日）

テーマ：仕事の基本、ビジネスマナー

講 師：リ・カレント 森 氏

方 式：Web研修方式

参加者：16名

2021年度会計監査（5月20日、23日・対面）

特殊鋼倶楽部の動き

「第9回高機能金属（メタルジャパン）関西展」 （於：インテックス大阪）へ出展しました

特殊鋼倶楽部は5月11日～13日、インテックス大阪にて開催されました「第9回高機能金属展（メタルジャパン）関西展」の協賛団体として出展を致しました。

特殊鋼倶楽部ブースには、会員様企業から自社製品PRを目的として浅井産業様、南海鋼材㈱様の2社が出展し、積極的なPR活動を実施しました。

コロナ禍にもかかわらず、ブースにはさまざまな業種の多くの方々にお立ち寄り頂き、特殊鋼及び当倶楽部の認知度アップに貢献致しました。

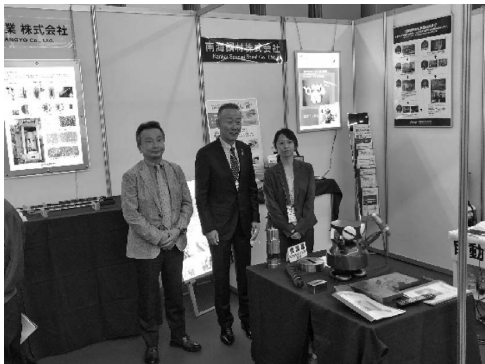
本展には、17,117名の業界関係者が来場し、大変盛況な展示会となりました。

★会場の様子>>> <https://youtu.be/K53UP5h7apw>

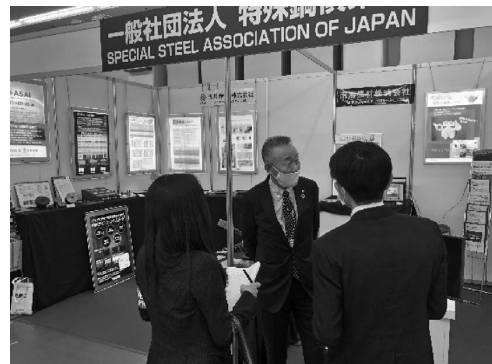
以下に、会場写真を掲載いたします。



【特殊鋼倶楽部ブース】



【中央 藤岡会長（共同出展の皆様と）】



【藤岡会長への報道関係者からの取材】

■ お知らせ ■ ■ ■ ■ ■

第73回白石記念講座

攻めの操業を支えるシステムレジリエンス—環境の揺らぎへの対応力—

▼2022年10月7日（金）（東京）

主催（一社）日本鉄鋼協会 協賛（一社）特殊鋼倶楽部

講座の視点

鉄鋼業において、製鉄プロセスは工場内外を含めた複雑なサプライチェーンを構成しているが、複雑さ故に局所的な変動であっても、それが伝播、増幅されて全体の破綻に至るといった「安定逸脱リスク」を有している。生産計画や設備能力における余裕確保は有効な対策であるが、事業競争力観点からはそれらの最小化も同時に実現する必要がある。現在、計測制御システム部会を母体とし、レジリエンスシステム技術に関連する大学研究者および企業メンバー中心に進めている鉄鋼業におけるレジリエンスの考え方、および操業シミュレーションモデルの開発を一望することで、鉄鋼業における操業支援技術の将来像を考える一助として頂ければ幸いである。

1. 日時・場所：2022年10月7日（金） 9：30～16：45 受付時間 9：00～15：45

早稲田大学 西早稲田キャンパス 63号館 2階会議室（東京都新宿区大久保3-4-1）

<http://www.waseda.jp/top/access/nishiwaseda-campus>

*新型コロナウイルス感染症拡大防止のため、オンライン開催へ変更する場合がございます。

変更する際は本会Webサイトにてお知らせいたします。

2. 内容および講演者、司会者

司会者：鳩野 逸生（神戸大学）

1) 9：30～10：30 都市重要インフラのレジリエンス

東京大学 大学院工学系研究科 レジリエンス工学研究センター 教授 古田 一雄

2) 10：30～11：30 システムとレジリエンス～システムレジリエンス研究会活動報告～

神戸大学 大学院システム情報学研究科 准教授 藤井 信忠

3) 12：30～13：30 変動影響の表現を含む鉄鋼生産プロセスの物流シミュレーションモデル

(株)神戸製鋼所 デジタルイノベーション技術センター シニアプロフェッショナル 梶崎 博司

4) 13：30～14：30 ポスト・コロナ時代のレジリエンス：システムミック・アプローチによるゆらぎとの共生

京都大学 工学研究科長・工学部長・副理事・教授 樫木 哲夫

5) 14：45～15：45 社会技術システムにおける安全に対する人間のポジティブな寄与

東北大学 大学院工学研究科 技術社会システム専攻 教授 高橋 信

6) 15：45～16：45 生産・物流システムのレジリエンスメカニズムに切り込むシリアスゲーミングアプローチ

青山学院大学 理工学部 経営システム工学科 教授 水山 元

3. 講演内容

1) 都市重要インフラのレジリエンス

古田 一雄

東日本大震災を契機に、日本でもライフラインなどの都市重要インフラの災害に対する備えに関心が集まるようになった。特に、想定を超える災害によって被害が発生してしまった場合の備えについては、

従来のリスクに基づく安全対策に加えてレジリエンスの概念に基づく対策が必要である。本講演では、まずレジリエンスの基本的な考え方や評価の視点を説明する。都市重要インフラのレジリエンスを評価する際には、複合都市システムの異なるサブシステム間の相互依存性を考慮することが必要となる。この相互依存性のモデル化について述べ、さらにシミュレーションによって都市重要インフラのレジリエンスを評価する技術を、いくつかの評価事例を交えながら紹介する。

2) システムとレジリエンス～システムレジリエンス研究会活動報告～

藤井 信忠

2020年度から活動を開始した「攻めの操業を支えるシステムレジリエンス研究会」では、レジリエンスの概念に着目し、レジリエンスの考え方をシステム工学的立場から整理するとともに、生産・物流管理に導入することで変動耐性最大化と余裕最小化を両立する「攻めの操業」を支えるとともに、変動への対応経験を将来の操業に活用するための方法論・技術を検討している。本報告では、システムとレジリエンスの関係について、環境、人、システムの観点から整理するとともに、鉄鋼生産システムを対象とした研究会活動の現状について報告する。

3) 変動影響の表現を含む鉄鋼生産プロセスの物流シミュレーションモデル

嵯崎 博司

生産環境や条件の変動による生産性低下や遅延を最小化し、安定操業を継続することは重要な課題である。その一方、厳しい事業環境を背景に、変動影響を吸収する生産資源余裕の最小化も望まれており、より高精度な生産管理が必要となる。「攻めの操業を支えるシステムレジリエンス」研究会では、変動の影響を予測・検知し、アクションをとるための操業支援技術を研究している。生産計画や意思決定支援など様々な視点から議論を行っているが、それら議論のベースとすべく、変動影響の伝搬メカニズムを含めた鉄鋼生産プロセスの物流シミュレーション方法について検討している。ここでは、その内容について紹介する。

4) ポスト・コロナ時代のレジリエンス：システムック・アプローチによるゆらぎとの共生

榎木 哲夫

2011年の東日本大震災は、社会が想定外のゆらぎを受けることで潜在的な矛盾が顕在化されることを知る機会となった。一方、現在我々はコロナ渦に直面しているが、ゆらぎが突発的で終わる場合と継続的に繰返しの波として生じてくる場合とでは、それらがもたらす事業継続性等への影響波及の実態に大きな違いがあり、その対応としては「ゆらぎからの復旧」ではなく「ゆらぎとの共生」を実現できるレジリエンスが求められる。本原稿ではまず過去に実施した日本鉄鋼協会の震災復興アクションプランにおけるレジリエンス概念について振り返り、次に我々がこれから直面するポスト・コロナ時代に求められる新しいレジリエンスについて、ゆらぎとの共生を実現するためのシステムック・アプローチとして展開している研究事例を中心にまとめる。

5) 社会技術システムにおける安全に対する人間のポジティブな寄与

高橋 信

鉄鋼業における巨大で複雑なシステムは、人が安全確保の主要な役割を果たす社会技術システム（Socio-technical System）として捉える必要がある。常に変動し揺らいでいるシステムを安全に効率的に運用するためには人の寄与が必須であり、人を単なるヒューマンエラーを犯す存在として捉えることは、人の安全へのポジティブな寄与を見過ごしている。本講座では、変動する環境の中で安全な操業を実現するためのレジリエンスエンジニアリングの概念の重要性に関して概説する。特に想定外事象に対するレジリエンスの寄与に関して行った実験的研究の内容を中心に紹介する。

6) 生産・物流システムのレジリエンスメカニズムに切り込むシリアスゲーミングアプローチ

水山 元

製鉄所などの大型工場は複数の部分に区切られ、それらが部分毎の担当者によって分散的に運用されることが多い。その際、部分間に緩衝在庫を置いてそれらの運用はデカップリングされる。しかし昨今、生産能力の余裕や緩衝在庫の容量などが削減されていくのにもなって、ある部分で生じた変動の影響が消滅せず、予期しない形で工場全体にまで波及してしまうような事態が生じやすくなってきた。これ

は、異なる担当者によって運用されているシステムの部分同士が再び強くカップリングされ、工場全体がある種のシステムオブシステムズとしての様相を呈し始めたことを示している。本講座では、そうしたシステムのレジリエンスメカニズムについて検討するために、行動科学と計算科学を組み合わせる取り組みを行っている講演者らの研究アプローチについて紹介したい。

4. 参加申込み 【8月初旬開始予定】

[申込方法] 本会Webサイトからの事前申込みのみとします。当日参加受付は行いません。

※定員になり次第、締切とします。

[支払い方法] ①クレジットカードのオンライン決済 または、②郵便振替のいずれかの方法で、事前の入金をお願いします。

※請求書の発行は致しません。

[締め切り] 申込、入金ともに9月7日（水）までに完了するようお願いします。

※入金の確認後、開催約1週間前にテキストと領収証を送付します。

※ご入金後の返金はいたしません。また、当日不参加の場合も返金はいたしませんのでご了承下さい。

5. 参加費（税込み、テキスト付）

会員8,000円、一般15,000円、学生会員1,000円、学生一般2,000円

注）会員割引は個人の会員のみ有効です。協賛団体の個人会員、学生会員も含まれます。

*非会員でご参加の方で希望される方には、下記会員資格を進呈します。（入会方法は別途ご案内いたします。）

・一般（15,000円）で参加 ⇒ 2023年12月までの準会員資格

・学生一般（2,000円）で参加 ⇒ 2023年12月までの学生会員資格

★テキストは、講座終了後残部がある場合、鉄鋼協会会員価格、一般価格で販売いたします。テキスト購入のお申込みは、本会Webサイト（出版図書案内）をご覧ください。

問合せ先：（一社）日本鉄鋼協会 育成グループ

TEL：03-3669-5933 FAX：03-3669-5934 E-mail：educact@isij.or.jp

一般社団法人特殊鋼倶楽部 会員会社一覽

(社名は50音順)

<p>[会 員 数]</p> <p>(正 会 員)</p> <p>製造業者 25社</p> <p>販売業者 101社</p> <p>合 計 126社</p>	【販売業者会員】		
<p>【製造業者会員】</p> <p>愛 知 製 鋼 (株)</p> <p>秋 山 精 鋼 (株)</p> <p>(株)川口金属加工</p> <p>高 周 波 熱 錬 (株)</p> <p>(株)神 戸 製 鋼 所</p> <p>合 同 製 鐵 (株)</p> <p>山 陽 特 殊 製 鋼 (株)</p> <p>J F E ス チ ー ル (株)</p> <p>J X 金 属 (株)</p> <p>下 村 特 殊 精 工 (株)</p> <p>大 同 特 殊 鋼 (株)</p> <p>高 砂 鐵 工 (株)</p> <p>東 北 特 殊 鋼 (株)</p> <p>日 鉄 ス テ ン レ ス (株)</p> <p>日 本 金 属 (株)</p> <p>日 本 高 周 波 鋼 業 (株)</p> <p>日 本 精 線 (株)</p> <p>日 本 製 鐵 (株)</p> <p>日 本 冶 金 工 業 (株)</p> <p>日 立 金 属 (株)</p> <p>(株)広島メタル&マシナリー</p> <p>(株)不 二 越</p> <p>三 菱 製 鋼 (株)</p> <p>ヤ マ シ ン ス チ ー ル (株)</p> <p>理 研 製 鋼 (株)</p>	<p>愛 鋼 (株)</p> <p>青 山 特 殊 鋼 (株)</p> <p>浅 井 産 業 (株)</p> <p>東 金 属 (株)</p> <p>新 井 ハ ガ ネ (株)</p> <p>粟 井 鋼 商 事 (株)</p> <p>伊 藤 忠 丸 紅 鉄 鋼 (株)</p> <p>伊 藤 忠 丸 紅 特 殊 鋼 (株)</p> <p>(株)ISSリアライズ</p> <p>(株)U E X</p> <p>確 井 鋼 材 (株)</p> <p>ウ メ ト ク (株)</p> <p>扇 鋼 材 (株)</p> <p>岡 谷 鋼 機 (株)</p> <p>カ ネ ヒ ラ 鉄 鋼 (株)</p> <p>兼 松 (株)</p> <p>兼松トレーディング(株)</p> <p>(株)カ ム ス</p> <p>(株)カワイスチール</p> <p>川 本 鋼 材 (株)</p> <p>北 島 鋼 材 (株)</p> <p>ク マ ガ イ 特 殊 鋼 (株)</p> <p>小 山 鋼 材 (株)</p> <p>佐 久 間 特 殊 鋼 (株)</p> <p>櫻 井 鋼 鐵 (株)</p> <p>佐 藤 商 事 (株)</p> <p>サ ハ シ 特 殊 鋼 (株)</p> <p>(株)三 悦</p> <p>三 協 鋼 鐵 (株)</p> <p>三 京 物 産 (株)</p> <p>三 興 鋼 材 (株)</p> <p>三 和 特 殊 鋼 (株)</p> <p>J F E 商 事 (株)</p> <p>芝 本 産 業 (株)</p> <p>清 水 金 属 (株)</p> <p>清 水 鋼 鐵 (株)</p> <p>神 鋼 商 事 (株)</p> <p>住 友 商 事 (株)</p> <p>住友商事グローバルメタルズ(株)</p>	<p>大 同 興 業 (株)</p> <p>大同DMソリューション(株)</p> <p>大 洋 商 事 (株)</p> <p>大 和 特 殊 鋼 (株)</p> <p>(株)竹内ハガネ商行</p> <p>孟 鋼 鉄 (株)</p> <p>辰 巳 屋 興 業 (株)</p> <p>千 曲 鋼 材 (株)</p> <p>(株)テクノタジマ</p> <p>(株)鐵 鋼 社</p> <p>デルタスチール(株)</p> <p>東京貿易マテリアル(株)</p> <p>(株)東 信 鋼 鉄</p> <p>(株)ト ー キ ン</p> <p>特 殊 鋼 機 (株)</p> <p>豊 田 通 商 (株)</p> <p>中 川 特 殊 鋼 (株)</p> <p>中 島 特 殊 鋼 (株)</p> <p>中 野 ハ ガ ネ (株)</p> <p>永 田 鋼 材 (株)</p> <p>名 古 屋 特 殊 鋼 (株)</p> <p>ナ ス 物 産 (株)</p> <p>南 海 鋼 材 (株)</p> <p>日 金 ス チ ー ル (株)</p> <p>日 鉄 物 産 (株)</p> <p>日 鉄 物 産 特 殊 鋼 (株)</p> <p>日 本 金 型 材 (株)</p> <p>ノ ボ ル 鋼 鉄 (株)</p> <p>野 村 鋼 機 (株)</p> <p>白 鷺 特 殊 鋼 (株)</p> <p>橋 本 鋼 (株)</p> <p>(株)長谷川ハガネ店</p> <p>(株)ハヤカワカンパニー</p> <p>林 田 特 殊 鋼 材 (株)</p> <p>阪 神 特 殊 鋼 (株)</p> <p>阪 和 興 業 (株)</p> <p>日 立 金 属 工 具 鋼 (株)</p> <p>(株)日 立 ハ イ テ ク</p> <p>(株)平 井</p>	<p>(株)フ ク オ カ</p> <p>藤 田 商 事 (株)</p> <p>古 池 鋼 業 (株)</p> <p>(株)プ ル ー タ ス</p> <p>平 和 鋼 材 (株)</p> <p>(株)堀 田 ハ ガ ネ</p> <p>(株)マクスコーポレーション</p> <p>松 井 鋼 材 (株)</p> <p>三 沢 興 産 (株)</p> <p>三 井 物 産 (株)</p> <p>三井物産スチール(株)</p> <p>(株)メ タ ル ワ ン</p> <p>(株)メタルワンチューブラー</p> <p>(株)メタルワン特殊鋼</p> <p>森 寅 鋼 業 (株)</p> <p>(株)山 一 ハ ガ ネ</p> <p>山 進 産 業 (株)</p> <p>ヤ マ ト 特 殊 鋼 (株)</p> <p>山 野 鋼 材 (株)</p> <p>陽 鋼 物 産 (株)</p> <p>菱 光 特 殊 鋼 (株)</p> <p>リ ン タ ツ (株)</p> <p>渡 辺 ハ ガ ネ (株)</p>

“特集” 編集後記

今月号はDXと鉄鋼業への適用について特集しました。データとデジタル技術を活用したより良い製品やサービスの提供は2018年にDXとして経済産業省より定義されて以来、様々な業界で積極的に活用されてきています。鉄鋼業に関してもDXの認知度は高まっており、2022年1月に産業新聞にて代表的な高炉メーカー複数社がIT技術を用いた取り組みを発表しており、今後も鉄鋼業のDX推進は加速していくものと個人的には感じています。

そこで本特集では第1章でDXの総論を述べ、第2章ではデジタルデータ技術の中で鉄鋼業に関連の深いものを解説しています。そして第3章では特殊鋼や鉄鋼業のモノづくりにおいてデジタルデータ技術を活用した具体的な適用事例を紹介し

ています。本構成にすることで、今後DXへ取り組む方々に、DXとはどういうものか？そして、それらは鉄鋼業におけるモノづくりにおいてどのように適用されているのか？を簡単ではありますが理解いただけたと思います。

ますますの広がりを見せるDXについて、本特集を読むことで少しでも理解を深めていただき、今後の発展および活性化に少しでも貢献出来れば幸いです。

最後に本特集を発刊するにあたり、企業や大学の方々に多大なご協力をいただきました。紙面を借りて、厚く御礼申し上げます。

〔愛知製鋼(株) 品質保証部 お客様品質・技術室 主任職 宇田川毅志〕

特 集 / 特殊鋼の基礎

- I. まえがき
- II. 化学成分
- III. 合金元素 合金元素データシート

11月号特集予定…進化する熱間工具鋼

特 殊 鋼

第 71 卷 第 4 号
© 2 0 2 2 年 7 月
2022年6月25日 印 刷
2022年7月1日 発 行

定 価 1,252円 送 料 200円
1年 国内7,434円 (送料共)

発 行 所
一般社団法人 特殊鋼倶楽部
Special Steel Association of Japan

〒103-0025 東京都中央区日本橋茅場町3丁目2番10号 鉄鋼会館
電 話 03(3669)2081・2082
ホームページURL <http://www.tokushuko.or.jp>

編集発行人 脇 本 眞 也
印刷人 増 田 達 朗
印刷所 レタープレス株式会社

本誌に掲載されたすべての内容は、一般社団法人 特殊鋼倶楽部の許可なく転載・複写することはできません。