



特集記事・10

鉄鋼業におけるAI・IoT技術の最前線

JFEスチールにおける データサイエンス活用技術の開発と展開

Development and Expansion of Data Science Utilization Technology in JFE Steel

JFEスチール(株)
スチール研究所
計測制御研究部 部長

飯塚幸理
Yukinori Iizuka

JFEスチール(株)
スチール研究所
計測制御研究部 主任研究員

茂森弘靖
Hiroyasu Shigemori

JFEスチール(株)
スチール研究所
計測制御研究部 主任研究員

富山伸司
Shinji Tomiyama

JFEスチール(株)
スチール研究所
計測制御研究部 主任研究員

腰原敬弘
Takahiro Koshihara

1 はじめに

計算機能力やデジタルデータ活用技術の向上を背景に、近年、ビッグデータの応用が急速に進展し、それに伴い、あらゆるものを情報としてつなげていくIoTの普及が加速している。Cognitive ComputingやDeep Learningに代表されるAIは実用化の段階に入った。実空間のデータとサイバー空間の解析を相互連携させるCPS (Cyber Physical System) の概念は政府が提唱するSociety 5.0のコア技術とされ、新たな価値創造が期待されている。自動運転や自律ロボットの開発に代表されるように、これらの技術はあらゆる産業で応用開発が加速している。鉄鋼業においてもそれは同様であり、プロセスの効率化や最適化、自動化、品質改善、異常予知などへのブレークスルー技術として期待されている。

IoT、AI、CPSといった技術はデータサイエンスがその基盤になっている。JFEスチールでは鉄鋼におけるデータサイエンス活用に早くから着目し、技術開発を進めてきた。データサイエンスを活用するためのデジタルデータインフラについては、本特集号の別の記事¹⁾に述べられているように、全社的な整備が推進されている。

データサイエンスとはデータに関する研究と言われるが、本稿では、統計的手法からデータ同化、最適化手法まで広い範囲を含む概念として扱い、JFEスチールにおける開発の一端を紹介したい。以下、データ駆動型モデリング、データ同化、スケジューリング、センサへの応用に関する最近の開発事例について述べる。

2 データ駆動型モデリング

モデルとは対象とするシステムを簡略化してその本質を表したものであり、ここでは制御対象の挙動を代表する数理モデル(数学によって記述されたモデル)を扱う。数理モデルは、将来の予測、対象システムの解析、設計、制御、最適化、異常検知などに対して広く実用に供されており、モデルの精度がそれらの性能に大きく影響する。

モデリング(システムを表現する数式の構築方法)には、次の2つがある。一方は、対象システムの理論および経験則に基づいて構築する方法であり、物理モデリング、第一原理モデリング、ホワイトボックスモデリングと呼ばれる。他方は、データに基づいて数理統計学の理論を用いて構築する方法であり、データ駆動型モデリング、データベースモデリング、ブラックボックスモデリングと呼ばれる。また、それら両方を組み合わせて構築する方法もあり、データ同化、グレーボックスモデリングと呼ばれる。

本章ではデータ駆動型モデリング、第3章ではデータ同化の鉄鋼プロセスへの適用について説明する。

JFEスチールでは、Just-In-Timeモデリングの一種である局所回帰(Locally Weighted Regression)²⁾を用いた研究に早くから取り組み活用展開を図っている³⁾。

従来、鉄鋼プロセスで幅広く用いられてきた線形回帰では、次のような課題があった⁴⁾。

(a) 複雑かつ非線形な鉄鋼プロセスのデータをうまくフィッティングできない。

(b) プロセス特性の経時変化に対してうまく追従できない。

(c) 多くの製品ののためのモデルパラメータを多数持つ必要があり、それらのメンテナンスのためにスタッフの多大な労力が必要である。

局所回帰は、Fig.1に示すように、要求点に近い過去のデータを重視して局所的なモデルを構築する方法である。局所回帰では、要求点の値が変わる毎に予測モデルを作り直す必要があるが、非線形な対象に対しても予測精度が良いことがわかる。また、要求点近傍の傾きもうまく計算できる³⁾。

局所回帰は、上述の特長により次のような効果がある⁴⁾。
(a) 複雑かつ非線形の鉄鋼プロセスのデータをうまくフィッティングできる。(b) 実績データベースを逐次更新するので、プロセス特性の経時変化にうまく追従できる。(c) モデルパラメータを自動で計算するので、モデルメンテナンスの負荷を大幅に削減できる。

Just-In-Time モデリングを用いたプロセス制御技術は、JFE スチールの東日本製鉄所（千葉地区、京浜地区）、西日本製鉄所（倉敷地区、福山地区）、および、知多製造所において適用されている。製銑、製鋼、熱延、厚板、鋼管、冷延などのさまざまなプロセスに対して展開されている³⁾。

適用の一例として、材質制御について説明する。厚板制御

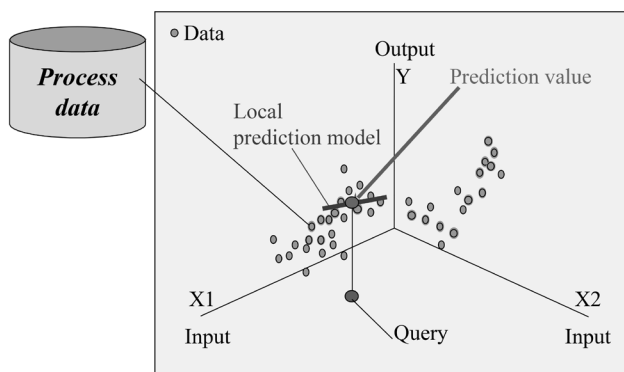


Fig.1 Locally weighted regression model⁴⁾

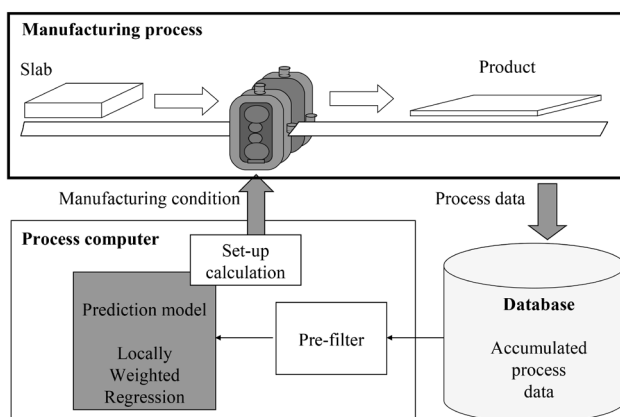


Fig.2 Mechanical property control system³⁾

圧延材、厚板調質鋼、熱延パイプ素材の3つの品種について、従来から用いられてきた線形回帰モデルによる予測誤差と提案する局所回帰モデルによる予測誤差を評価した。局所回帰モデルによる引張強度および降伏点応力の予測誤差のRMSE (Root Mean Square Error、根平均二乗誤差) は、線形回帰モデルに対し約40～60%低減することがわかった。このように、材質予測モデルに局所回帰を用いることで、従来の線形回帰よりも大幅に予測精度が向上することを確認した^{5,6)}。

局所回帰モデルを用いると材質予測精度が大幅に向上することが確認できたので、そのモデルを用いた材質制御システムを構築した³⁾。

構築した新システムをFig.2に示す。プロセスコンピュータの中で、所定の材質を得るための製造条件の値が計算され、製造プロセスの設備に設定される。従来はオフラインで製鉄所スタッフが統計解析を行い、複数に区分されたモデルパラメータテーブルをメンテナンスする必要があった。しかし、新システムでは、製品が製造される毎に、計測した入力変数および出力変数の実績データをデータベースに自動的に蓄積し、また、データベース内の古いデータを自動的に除去し、そのデータベースの実績データを用いて局所回帰モデルを自動的に構築するようにしたので、モデルのメンテナンスの負荷を大幅に低減することができた⁴⁾。

新システムの材質制御誤差のRMSEは、従来システムに対し約20～40%低減することを確認している。材質制御精度も従来と比べて大幅に向上することができた⁶⁾。

本技術は設備異常の監視にも活用が進んでいる。Fig.3は、圧延機の圧下系油圧システムの設備監視への適用例⁷⁾であり、スプールとシリンダ位置の散布図である。正常状態のデータと要求点からの距離を計算することで、正常状態から

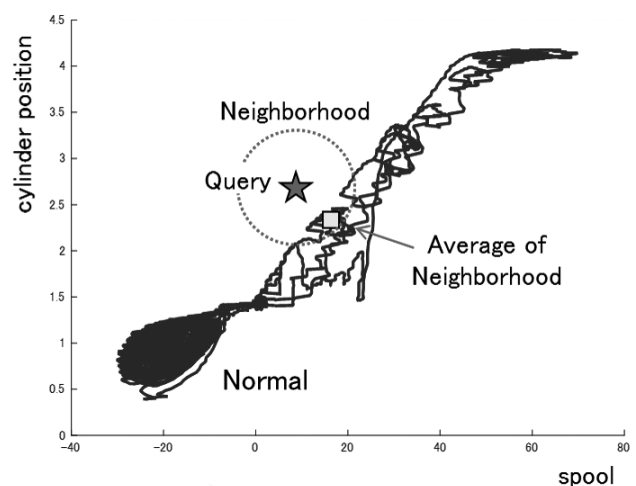


Fig.3 Fault detection of hydraulic cylinder⁷⁾

の逸脱度を監視することができる。監視対象設備の補修前は逸脱度が上昇傾向にあったが、補修後は逸脱度が低下しており、本監視手法の有効性を実機データで確認している。

3 データ同化

鉄鋼業の上工程プロセスは高温溶融物を扱うため温度や成分等の正確な計測が困難であり、プロセスの内部状態に関する情報量が少ないことが多い。また内部では、酸化還元等の化学反応が発生しており、物質や熱が内部で不均一に移動している。このため上工程プロセスモデルは複雑になることが多く、さらに内部状態に関する情報が不足しているためモデル精度を上げることが困難であった。本章では、上工程プロセスにデータ同化技術⁸⁾を適用して、モデル精度向上に成功した事例について紹介する⁹⁾。モデル単独で計算を行うと計算結果と実プロセスの計測値にズレが生じるが、データ同化技術はこのズレが小さくなるようにモデル内パラメータを修正して、モデル精度を向上させる。

適用対象にしたのは、鉄鋼原料であるフェロコークスの乾留炉である。フェロコークスとは、一般炭と低品位鉄鉱石を成形、乾留して製造される高炉向け原料であり、高炉操業での省エネ及びCO₂の削減効果が期待されるものである。フェロコークス乾留炉の概要をFig.4に示す。

ブリケットと呼ばれる原料塊が上方から投入され、炉内を降下する間に昇温、乾留された後、冷却後に炉外へ切り出さ

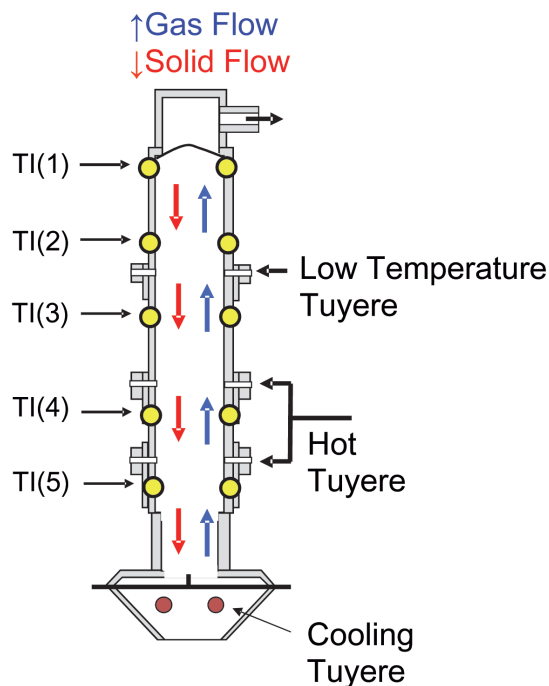


Fig.4 Structure of ferro-coke furnace⁹⁾

れる。側面の羽口からは加熱したガスが吹き込まれ、上方から回収される。羽口は上から順に、低温羽口、高温羽口、冷却羽口と呼ばれ、左右対称に対向する位置に設置されている。まず、本プロセス内部の温度分布を再現するための物理モデルの構築を行った。この乾留炉は新プロセスであるため、制御モデルの開発事例がなく、新規にモデルを構築した。乾留炉物理モデルは非定常2次元モデルとし、乾留炉内反応、流動、伝熱に基づく微分方程式で表されるものとした。

続いて、物理モデルパラメータを実プロセスの計測情報に基づいて修正する手法の検討を行った。用いた手法はデータ同化手法の一つである粒子フィルタ¹⁰⁾と呼ばれるものであり、まずパラメータを少しずつ変えた物理モデルを複数準備し、各モデルを並行でシミュレーション計算する。そして計算結果が実プロセスの計測情報と合っているモデルのみを残し、合っていないモデルを削除する処理を繰り返し、リアルタイムでモデルパラメータの合わせこみを行う。Fig.5にこの手法の概要を示す。本技術により乾留炉内部の温度分布推定精度を向上させることができ、直接測定できない量を推定するソフトセンサ¹¹⁾を実現した。

本モデルを用いて乾留炉内の温度分布を適切に制御する新制御系を開発し、フェロコークスパイロットプラントに適用した。事前にフェロコークス強度を高く保つための炉内温度パターンを計算し、新制御系によって高温羽口と冷却羽口から吹き込むガス流量を調整し、望ましい温度パターンが操業中に保持されるようにした。その結果、乾留されたフェロコークスの強度 (Drum Index, 150/15mm) はオペレータの制御と比較して0.5ポイント向上し、本制御系によって温度分布制御性能が向上していることを確認した。本制御系は、製造量が約10倍となる新パイロットプラントの乾留炉にも適用予定である。

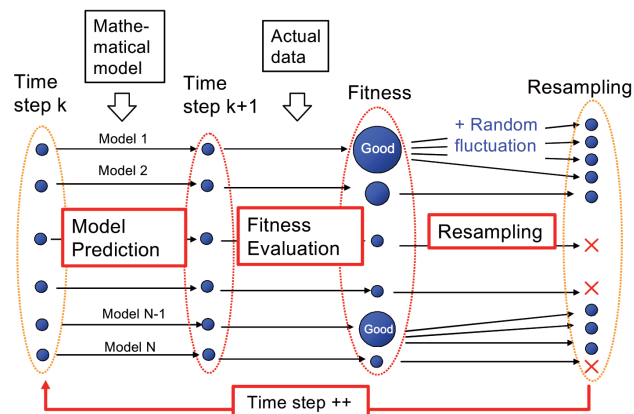


Fig.5 Algorithm of particle filter⁹⁾

4 スケジューリング

製造業では、操業が効率的になるように日常的に作業スケジュールが作成されている。典型的なスケジューリング問題に対しては、計算機を用いてスケジュールを生成する手法（アルゴリズム）が大学や民間で開発されており、それを用いた操業効率化の事例も多い。しかしながら製鉄所においては、既存のアルゴリズムを適用しただけでは、効率的なスケジュールを得られない対象が少なくない。特に、複数種類の設備や機械によって作業が連続あるいは並行して行われている操業は、大規模かつ複雑な問題となり、効率的なスケジュール生成が難しい。さらに、操業で種々の外乱や変更が発生する場合、頻繁な計画変更が必要になるため短時間でのスケジュール生成が要求される。本章では、これらの課題を克服したスケジューリングアルゴリズムの開発事例2例を紹介する。

まず、鉄鋼石の運搬船（以降、鉱石船と呼ぶ）の運航スケジュールリング技術¹²⁾について説明する。鉄鋼原料の鉄鋼石は、原料サプライヤーで運搬船に積み込まれて製鉄所まで搬送され、製鉄所で荷揚げされる。一隻の鉱石船で運ばれた鉄鋼石は、一つの製鉄所で全て荷揚げされる場合（一港揚げと呼ぶ）もあれば、複数の製鉄所を回って荷揚げされる場合（多港揚げと呼ぶ）もある。多港揚げでは平均運搬量が小さくなるため一港揚げよりも効率が低下する傾向がある。鉱石船の運航スケジュール作成業務を Fig.6 に示す。

従来、スケジュール作成は経験とノウハウに基づき人手で行われてきたが、積荷や運航パターンの組合せは膨大な数に上るため、計算機を用いることでより最適なスケジュールを立案できる余地がある。そこで、各種制約条件を満たした上で、物流コストが小さくなるように、運搬船の各便が荷揚げする製鉄所、その順番と荷揚げ日時、荷揚げを行うバース等を決定する運航スケジュール生成アルゴリズムを開発した。

物流コストと制約条件の例を以下に示す。

【物流コスト】

- ・ 備船コスト（船の航海日数に比例）
- ・ 滞船料（揚げ港での船の待ち時間に比例）

【制約条件】

- ・ 鉱石在庫量上下限（品種毎）、全在庫量上限

鉱石在庫量の推移はスケジュールによって変化し、上記制約条件では、在庫量が常に原料ヤードの上下限値内に収まる必要がある。この他にも設備に関する制約が多数ある。

開発したアルゴリズムは、在庫切れ解消、滞船料低減、多港揚げ低減のいずれかが起きるように修正を繰り返して、効率的なスケジュールを得る。将来6ヶ月にわたるスケジュールを一括作成し、バースや荷役設備の割り当て等の計画も同時に行なうため、問題規模は非常に大きくなるが、アルゴリズムの工夫により作成時間5分程度の高速なスケジュール生成を可能とした。新アルゴリズムを実績データに適用したところ、人手による計画に対し、多港揚げ回数を6%程度低下する効果が確認された。

続いて、製品出荷作業効率化技術の開発例¹³⁾を紹介する。Fig.7は対象となる製鉄所出荷設備である。完成した製品は製品倉庫に一旦保管されたのち、出荷日が近づくと倉庫クレーンで出庫される。製品倉庫は複数の棟で構成され、棟毎に荷役のための複数の倉庫クレーンが設置されている。その後、出荷製品はフォークリフトで岸壁に搬送され、船積クレーンで運搬船内に搬入される。クレーンやフォークリフト等の荷役設備は同時並行で稼働しており、しばしば一部設備に作業が集中して作業遅れが発生する。出荷製品の岸壁到着が遅れると船積作業が中断し物流能率を阻害する。

上記出荷作業スケジュールリング問題は、多数のコイルに関する荷役作業を対象とするため大規模な問題となる。このため、過去には1種類の荷役設備に限定した出荷作業計画技術の開発例はあったが、複数種類の設備を同時にスケジュー

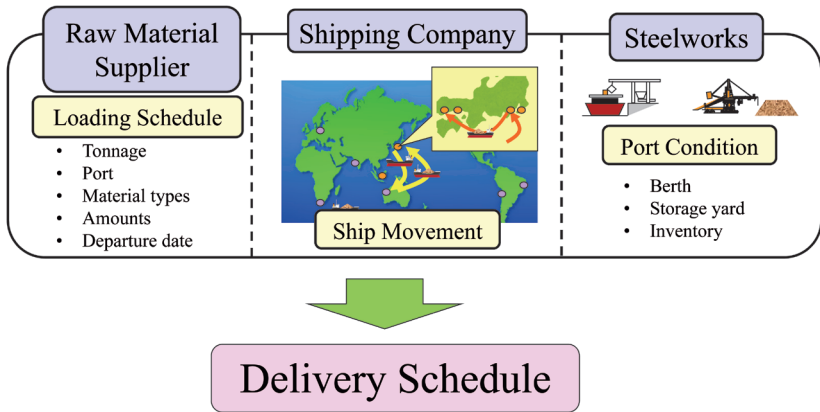


Fig.6 Outline of raw material delivery scheduling¹²⁾

リング対象とした開発はなかった。本開発では、2種類のクレーンとフォークリフトの作業計画を一括で生成する高速スケジューリングアルゴリズムを構築した。開発したアルゴリズムは、下記2段階のステップで構成されるものとした。

STEP1 (負荷分散処理)：時間帯毎に同一棟の複数クレーンが担当する倉庫内のエリアを決定。

STEP2 (詳細計画作成)：各作業の実施時刻決定。

提案アルゴリズムを40時間の出荷作業データに適用した結果、船積中断時間を70%程度短縮する効果が確認された。また計算時間が1分未満であるため、作業中に悪天候等の影響で再度スケジュール作成が必要になった場合も対応可能であり、実作業での運用にも耐えうるものとなった。

5 センサへの応用

本章では、計測分野へのデータサイエンス技術の応用について説明する。鉄鋼業においては自動化の推進や品質レベルの向上を目的として、プロセス計測・品質計測の開発が活発に進められてきた^{11,14)}。しかし、影響因子が多く外乱要因を特定できず実用化が困難であった計測や、機械的な判定のみでは実用化に至らず人間による判断のサポートが依然として必要な計測が課題として残されていた。これに対し、近年、計測結果に機械学習や多変量解析を適用してこれらの課題を解決する新たなブレイクスルー技術の開発が始まっている。前者の例として電磁気計測による材質予測¹⁵⁾、や放射温度計の放射率補正への適用^{16,17)}、後者の例として人間による欠陥判定が必要であった磁粉探傷画像¹⁸⁾や、表面欠陥計の欠陥判別への機械学習の適用¹⁹⁾などが報告されている。ここでは、放射温度計の放射率補正への適用、表面欠陥計の判別ロジッ

クの自動化の2例を紹介する。

鋼種や鋼板表面の酸化膜厚が変わる製造ラインでは、放射率の変動が大きく、温度を精度よく測定するためには、あらかじめ鋼種・酸化膜厚毎に放射率を測定し、そのテーブルを用いた補正が必要であった。また、その場合でも事前に放射率の変動をすべてのパターンで再現することはできないため誤差が大きくなる課題があった。この課題に対して、分光スペクトル情報に主成分分析を適用し正確な温度測定を実現する「分光主成分温度計」を開発した。本技術では、測定対象からの分光放射を測定し、Fig.8のように放射率変動に伴う主成分 $\log g(\lambda)$ とそれに直交し放射率変動を受けない成分 $\log L_B(\lambda, T)$ とに分離し、放射率変動を受けない成分から温度を求めている^{16,17)}。

Fig.9は本技術をステンレス焼鈍酸洗ラインに適用した結果である。テスト用に設置した接触式温度計との比較試験を実施した。ステンレス鋼板では酸化膜厚による放射率変動が

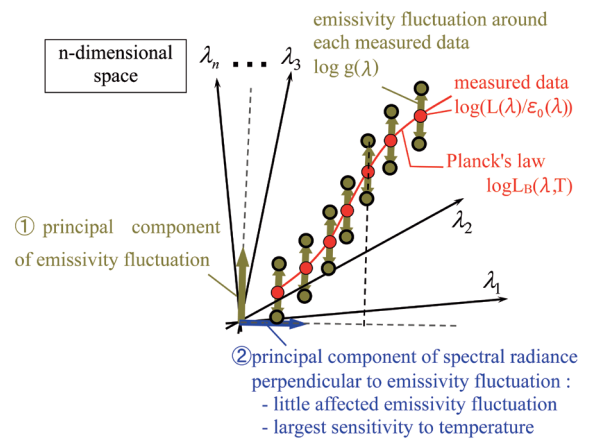


Fig.8 Schematic concept of the developed thermometer¹⁷⁾

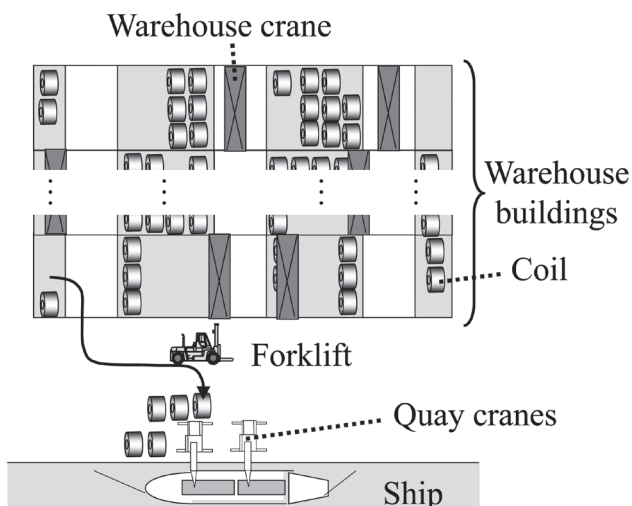


Fig.7 Outline of product shipping in steel works¹³⁾

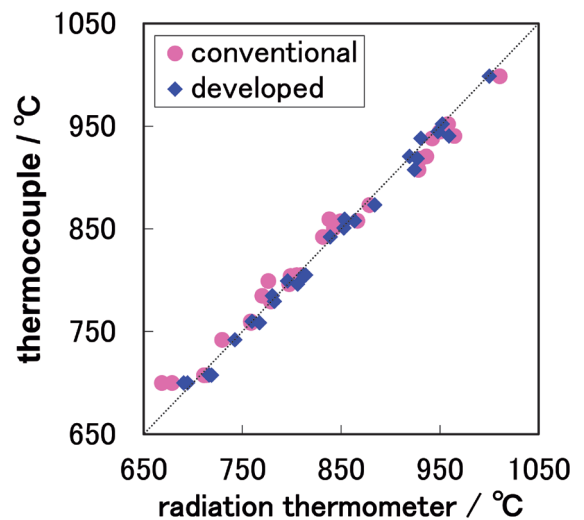
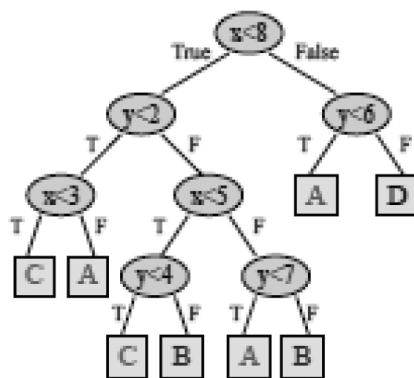


Fig.9 Comparison between the developed thermometer and a conventional thermometer¹⁷⁾

Fig.10 Decision trees for a classification of defects¹⁹⁾

大きいが、従来の単色温度計（最大誤差31.6℃、 $\sigma = 13.1^\circ\text{C}$ ）に対して、分光主成分温度計の適用によって高精度測定（最大誤差18.6℃、 $\sigma = 7.2^\circ\text{C}$ ）を実現し、オンラインでの運用を開始した¹⁷⁾。実機でデータサイエンス技術を融合したリアルタイム計測装置としては世界初の実用例である。

次に判別ロジック自動化の例を紹介する。

薄鋼板製造ラインでは、品質保証のためカメラ式の表面欠陥計が多数導入されている。これらの欠陥の種類・等級判別のため、従来は表面欠陥計を導入する毎に欠陥画像を大量に集め、それぞれの欠陥の特徴量を算出し、その特徴量の欠陥種類毎の違いを人が識別して欠陥判定ルールを作成していた。この作業は、人手を介するため非常に時間と手間がかかるものであった。

この欠陥判定ルールを決定木構築アルゴリズムの一種であるCART (Classification And Regression Trees) を適用した機械学習により自動で生成する手法を開発した¹⁹⁾。Fig.10に示すような、2分岐構造であらわされる条件分岐型の判定ルールを学習させている。従来の機械学習を用いるとオーバーフィッティングによる過学習の懸念があるが、本技術では、理論上最適な枝刈りを自動的に行うロジックを導入することで過学習を抑止させることに成功した。この、判別ロジック構築を表面欠陥計に導入し、その早期戦力化に貢献している。さらに本技術を発展させ、欠陥の検出率、過検出率を任意に調整することが可能なロジックを開発し²⁰⁾、人手では難しかったきめ細かい調整作業も実現している。

6 おわりに

JFE スチールにおけるデータサイエンス活用技術について紹介した。制御分野におけるモデリングやスケジューリングではビッグデータの活用や高度なアルゴリズムの開発により、制御精度の向上や人を超える最適解の導出が可能となってきた。

計測分野への応用も始まり、新たなセンシング技術が実現された。これらの技術開発により、品質の向上、プロセス効率や物流能率の改善、自動化など、新たな価値が生まれている。

今後はますます進化が期待されるAI技術を活用して自ら学習し自律的に最適操業を行っていく「インテリジェント製鉄所」を目指し、さらなる高品質化、効率化、省力化等を進め社会へ貢献していきたい。

参考文献

- 1) 風間彰, 津田和呂: ふえらむ, 23 (2018) 12, 696.
- 2) W.S.Cleveland and S.J.Delvin: J. American Statistical Association, 83 (1988) 403, 596.
- 3) 茂森弘靖: JFE技報, 35 (2015), 8.
- 4) 茂森弘靖: 計測と制御, 49 (2010) 7, 439.
- 5) H.Shigemori, M.Kano and S.Hasebe: J. Process Control, 21 (2011) 2, 293.
- 6) 茂森弘靖, 長尾亮, 平田直人, 南部康司, 池田展也, 水島成人, 加納学, 長谷部伸治: 計測自動制御学会論文集, 44 (2008) 4, 325.
- 7) 平田丈英, 高橋大介: CAMP-ISIJ, 30 (2017), 289, CD-ROM.
- 8) 淡路敏之, 蒲地政文, 池田元美, 石川洋一: データ同化, 京都大学学術出版会, (2009)
- 9) Y.Hashimoto, K.Tsuda, T.Anyashiki and H.Fujimoto: ISIJ Int., 57 (2017), 131.
- 10) 樋口知之: 電子情報通信学会誌, 88 (2005) 12, 989.
- 11) 浅野一哉, 飯塚幸理: JFE技報, 35 (2015), 1.
- 12) 中辻一浩: 日本鉄鋼連盟 第160回IE・システム事例研究会, (2018)
- 13) 富山伸司, 高原勉: CAMP-ISIJ, 28 (2015), 726, CD-ROM.
- 14) 風間彰, 永田泰昭, 森本勉, 腰原敬弘: 鉄と鋼, 100 (2014), 1220.
- 15) P.Hammersberg, E.Tam and G.Persson: Proc. of ECNDT, (2018), 583.
- 16) 大重貴彦, 津田和呂: 計測自動制御学会論文集, 53 (2017) 7, 377.
- 17) 剣持光俊, 大重貴彦, 廣田詩乃, 秦野直樹: CAMP-ISIJ, 31 (2018), 702, CD-ROM.
- 18) 芦田強, 和佐泰宏, 岡本陽: CAMP-ISIJ, 30 (2017), 293, CD-ROM.
- 19) 梅垣嘉之, 大重貴彦, 風間彰: CAMP-ISIJ, 29 (2016), 230, CD-ROM.
- 20) 大野紘明, 大重貴彦: 第35回SICEセンシングフォーラム資料, (2018), 1C1-1.

(2018年9月3日受付)