

特集記事・7

鉄鋼業におけるAI・IoT技術の最前線

AI技術の操業支援への活用

Application of AI Technology to Operation Assistance in Iron and Steel Making Process

梶崎博司

Hiroshi Narazaki

(株) 神戸製鋼所
生産システム研究所
研究首席

1 はじめに

平成28年版情報通信白書によれば、1960～70年ごろの推論技術を中心とした第一次ブーム、1980～90年ごろの知識の活用技術を中心とした第二次ブームがあり、現在は機械学習を中心とした第三次AIブームにある¹⁾。

筆者は80年代半ばに就職以来、AI関連の研究開発の幾つかに携わる機会を得たが、最初の経験は第二次AIブームにおける「エキスパートシステム」(以下「ES」)の開発であった。ESは、高度な知識を「知識ベース」としてコンピュータに埋め込み、推論処理により熟練者なみの問題解決を広く可能にすることを狙っていた。文献2)にはES構築に関わる様々な技術、方法論や事例、ハードやソフト両方のツール群が紹介されている。

鉄鋼業においても、熟練者の知識やノウハウをES化し自動化拡大をはかる試みが数多くなされた。しかし文献1)にも「世にある膨大な情報全てを、コンピュータが理解できるように記述して用意することは困難」とある通り、熟練者ノウハウの一部をシステムに取込むにとどまり効果も限定的であった場合も多かったと思われる。一般に、「AI」については「人間にとっても難しい問題をコンピュータが自律的に解決する」との期待もあり、技術的実態がそれに追いつかない場合も多い。現在の第三次AIブームについても文献1)では「潜在的な可能性と、実現することが確実に可能と見込まれる領域には隔たりがあることを認識する必要がある」とあるが、この点についてはAIシステムデザインにおいて留意が必要である。その一方、AIブームが新たなアプローチや応用領域の開拓のきっかけとなったのも事実である。近年、システムや制御分野では、安定操業支援、技能継承など操業における人的要素に絡んだ課題が増える傾向にあり、それに対応する技術としてAIへの期待は高まっている。本稿では、これまでの事例として、プロセス制御や生産計画・設計問題へのAI

活用を振り返りつつ、課題や将来の方向性について私見をまとめてみたい。

2 プロセス制御でのAI活用

圧延などのプロセス制御分野では、70～80年代は数学モデルの精緻化にもとづく多変数制御、最適制御などの取り組みが数多くなされた。しかし、精密な数学モデルといえども、実現象との乖離や外乱変動など不確かさは常に存在し、それをどう克服するかが常に課題となった。制御技術分野では「システム同定」「適応制御」「ロバスト制御」などの様々な技術が開発された。しかし、起動/停止時や設備や操業状態の大きな変化・変動時、あるいは非定常領域での制御精度改善時などでは、熟練オペレータによる手介入や手動運転が多いのも事実である。第二次AIブームでは、そのような熟練者ノウハウをES化し自動化を拡大する努力がなされた。とりわけ、高炉のような熟練者判断への依存度が高いプロセスでは熱心な取り組みがなされた³⁾。ここでは、筆者が開発に関わった三事例を紹介する。

2.1 事例1「アルミ箔エキスパートシステム」⁴⁾

アルミ箔は最終的には厚さ数 μ にまで圧延されるが、圧延時の破断回避のために幅方向の伸びを均一化する必要がある。圧延時のロール熱膨張により、幅方向の伸び/張り分布(「形状」と呼ぶ)は変化し、形状不均一が甚だしくなると破断につながる。そこで張力センサを埋め込んだ「センサーローラ」を圧延機出側に設置し、計測形状と目標形状の差を縮小するように、ロール幅方向の冷却油噴射量を調整する形状制御システムが導入されている。この時、目標と実際の形状ズレが膠着し改善されない状況が発生する場合があります。その際、オペレータは目標形状を修正しつつ形状の修正をはかっていた。そのノウハウを「目標形状調整ES」として制御

システムにとりこむというのが本例の課題であった。

開発を通じて学んだのは、オペレータは、知識による問題解決というよりは、状況に応じて様々な目標形状を試しつつ探索的に問題解決を行っていたことである。そこでは状態識別とリスク認知（目標形状変更の動機づけ）、これまでの目標形状変更結果を踏まえた代替案（新たな目標形状案）の想起といった現実空間での探索的問題解決過程をいかにES化するかが課題であった。本例では目標形状を変更する種々の演算子や組み合わせ制約を知識ベースに定義し、過去の適用時の評価を参照しながら、新たな目標形状を作成する処理を推論処理として実現した。

現実空間での探索的問題解決プロセスの一般的な概念図を図1に示す。本例では目標形状の変更演算子や組合せ制約、優先度処理などは知識ベースに記述されており、図1下部の「成長性」に相当する部分は実現されていない。しかし、この成長性は実用観点では本質的に重要であり、以降の取組での中心的な課題となった。

2.2 事例2「熱延におけるミルセットアップ」⁵⁾

薄板の熱間圧延においては、圧延に先立って、各スタンドの間隙や圧延速度を設定するミルセットアップが行われる。ミルセットアップには自由度があり、多目的意思決定の観点からの検討も行われている⁶⁾。実操業では、計算機によるミルセットアップに対し、オペレータは通板安定性などを考慮し手介修正する場合がある。文献5) では、オペレータの手介ノウハウを、セットアップ時の隣接スタンド間のロールギャップ差の制約（上下限）として表現し、推論としては、数学モデルを用いて制約を満足しつつ、現象と整合性のとれたセット

アップパラメータ値を決定する計算処理を実現している。

本例での「ノウハウ」、すなわち隣接スタンド間のロールギャップ差制約は、ある特定オペレータからのヒアリングにより設定されており、その範囲でのミルセットアップ適正化やオペレータ手介削減は実現された。しかし、実際には、オペレータ自身も様々なセットアップを試し、うまくいったものを再利用するなど、経験蓄積にともなうアクション案作成能力の成長性を有する。文献7) では、過去実績データから類似事例を抽出することで、より多様なセットアップ案をオペレータに提示、選択させることで、そのような成長性の実現を試みている。

2.3 事例3「高炉の吹抜け予測」⁸⁾

高炉の安定操業は事業上重要であるが、炉内現象は未だブラックボックスである部分も多く、熟練者の操業スキルへの依存比率が高い。そのような熟練者ノウハウを知識ベース化する試みが盛んになされたことは既に述べたが、ここでは、高炉炉況悪化時に発生する吹抜けの予測についての取組例を示す。

高炉では下部より吹き込まれた熱風が還元ガスとして炉内を上昇し、上部より装入される原料を還元・熔融し、炉頂より高炉ガスとして排出される。炉内のガス流れが悪くなると炉況が不安定し、高温・高圧ガスが炉頂から排出される「吹抜け」と呼ばれる事象が発生する場合がある。吹抜けには炉頂設備の破損や炉内の熱損失などのリスクもあり、大規模吹抜け発生が予見される場合は、事前減風による回避ないし影響軽減をはかりたいというニーズがある。文献8) では、圧力や温度計測値の変化による炉況の非定常状態への推移、その

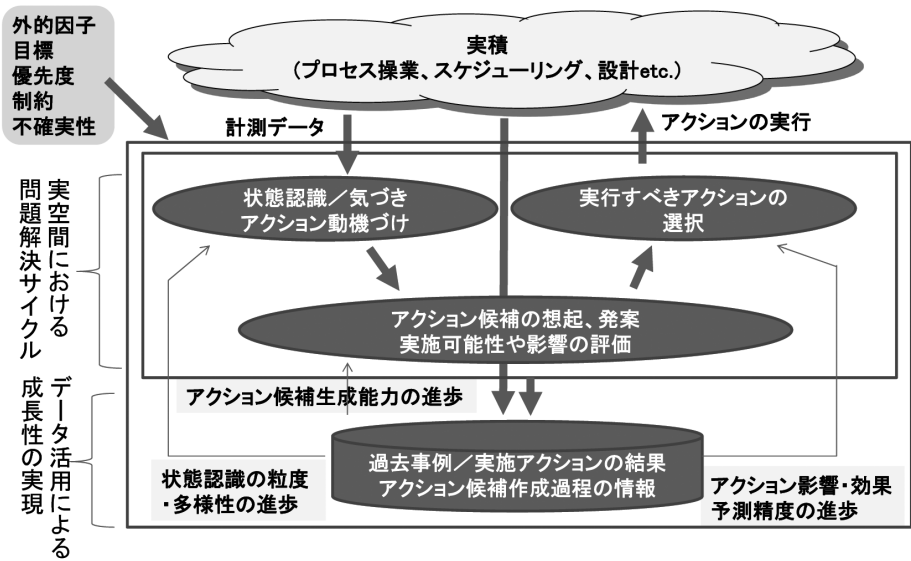


図1 実空間における探索的問題解決の概念図

中でも更に「吹抜け」につながる兆候を事前検知し、オペレータに減風を促すアラームを発令する仕組みを示している。

ここでの開発アプローチはESに近い。すなわち、過去の吹抜け事例調査、データ解析や専門家の知見に基づいて吹抜けに関連する種々の指標を定義し、それらを積み上げて吹抜け発生予測アラームとしている。特徴量自体は予め定義されているが、組み合わせの重みやアラームにつながるしきい値は、各変数の値分布にもとづいて決める方式としている。これにより、設備変更などにより計測値のレンジが変化した場合でも、分布の変化によりパラメータ再調整必要性の検知や再設定計算を容易にしている。これは、図1の「状態認識／気づき」における成長性というよりは適応性の実現に相当するが、かつてESが状況変化に追従できず陳腐化することが多かったことへの反省も踏まえ、このような対応とした。今後の課題として、近年注目を浴びているDeep Learningなどを活用し、指標獲得自体をコンピュータに任せるアプローチが考えられる。しかし、現状のDeep Learningでは、出力への影響因子、精度改善のポイントなどの説明能力が不十分であることもあり、現段階では明示的に特徴量を定義、積み上げる方式としている。操業者支援システムでは、人間に対するシステム動作の説明機能、それによる人間の理解可能性、信頼獲得が実用上必須である。説明能力を維持したうえでの、経験蓄積による新たな特徴量獲得といった成長性の実現技術は今後の課題である。

3 生産計画・設計問題への活用

多品種生産における生産計画問題は、大規模組合せ最適化問題となり、良質の解を許容時間内に見出すのは容易でない。90年代には、SA (Simulated Annealing)、GA (genetic algorithm) などの「メタヒューリスティックス」⁹⁾が注目を浴びた。文献10)では、それらの技術を活用し、材料取り合わせ、中間製品の見込み手配、アルミ圧延でのロット集約、出荷バース計画問題で効果をあげた事例が紹介されている。

「最適解」は「理想解」を求める問題であるが、その一方、生産過程で生じる変動や不確かさへの対応も重要な問題である。生産計画の見直しが必要になった場合には、見直しの範囲や程度は、他工程進捗状況も含め、人間系での調整判断が必要になる場合が多い。最適化と並んで、そのような人の判断を支援する問題への取組事例として「連铸キャスト編成支援ツール」を紹介する。

3.1 事例4「連铸キャスト編成支援」¹¹⁾

連続铸造において鋼種の铸造順を決めるのが「キャスト編成」である。鋼種のつなぎ目は「クロップ」として廃却され

るが、成分が同一、ないし類似した鋼種が連続するとクロップ減少、歩留向上につながる。一方、铸造すべき鋼種や铸造完了納期は決められている。また、鋼種や、キャスト上の配置場所や隣接鋼種等、様々な制約もある。そのうえで直近の緊急铸造要求への対応や将来の生産指示に備えた余裕確保など、キャスト編成担当者は諸々の要因を考慮して計画作成や見直しを行っている。担当者にとっては膨大な知識と複雑な判断が要求され業務負荷が高いのに加え、ローテーションなどにもなる技術伝承や人材育成も課題となる。

このような問題に対して、文献11)では意思決定支援アプローチでのキャスト編成支援ツールについて述べている。ここでは、担当者の思考の流れに沿った問題構造の可視化(铸造対象となる鋼種構成や铸造納期を一目瞭然に視覚化する)、鋼種配列順序の発想支援(鋼種グループ観点での配列パターン候補を示す)、鋼種隣接制約ガイダンス(鋼種の隣接可否などの制約情報を提供する)といった支援を実現している。将来新たな鋼種や制約追加などもある中、ヒアリングによりキャストへの鋼種配列パターンや制約情報を網羅的かつ正確に抽出、整理することは現実的に困難である。そこで、本例では実績データ解析により鋼種配列パターンや制約情報を抽出することを試みている。いわば「人に聞く」のではなく「データに聞く」アプローチである。例えば、鋼種配列実績データ活用においては、キャスト編成担当者は、多数の鋼種を、優先配置すべき「キー鋼種グループ」と、その間を埋める比較的一般的な鋼種グループに分けて認識している。本例では、そのような担当者の鋼種グループ認識を、階層クラスタリングを用いて適切な粒度でグループ分けすることで再現できることを示している。そして、そのようにデータから抽出されたグループ認識にもとづいて問題構造の可視化や鋼種配列パターン提示を行なっている。また、鋼種隣接制約は、隣接頻度の偏りに着目している。

図1におけるアクション案(鋼種配列)の想起支援に相当するが、個々の事例データと人間の認知判断をつなぐためには、鋼種配列をキー鋼種／一般鋼種のグループ配列に識別するなど、事例と人間の認識との「橋渡し」を行うような意味情報処理が必要となる。

3.2 事例5「品質工程設計支援」¹²⁾

品質工程設計は顧客仕様を実現する製造仕様を作成する業務である。顧客仕様はJISなどの標準規格に対し顧客固有の要求が追加される場合も多く、それに応じた製造仕様のレベルアップ要否判断が必要となる。判断には豊富な経験や知識が必要となる。

80年代には、熟練設計者へのヒアリングを通じたESの開発が、90年代には、設計者自らが事例をテンプレート化して

登録利用することが試みられた。利用する中で、追加仕様には様々あるうえに新規仕様も増える中、成長性の必要性が強く望まれるようになった。2000年代にはいと、設計や製造データを蓄積した大規模DBが活用できるようになったこともあり、文献12)では、これまでの「登録型」ではなく、実績DBから類似した仕様／製造事例を検索し（アクション案の想起）、材料試験DBを活用して顧客仕様満足可能性を統計判断したりパラメータ修正したりしたうえで（アクション案の評価）、適用可能な代替案をランキング表示し設計者がその中から選択する（選択）というアプローチでの構築を行った例が示されている。

上のキャスト編成でも述べたように、実績データ活用で重要なのは、全く同一の事例（ここでは追加仕様）が再現する可能性は小さく、類似事例をいかに巧みに利用するか工夫が必要であることである。例えば、統計判断において、類似事例抽出の幅を狭くするとデータ数が不足し、広げすぎるとバラつきが大きくなり判断精度が劣化する。文献12)では類似事例の抽出数と抽出条件拡大のバランスを適正化し、判断精度を確保する工夫を示している。これは図1におけるアクション案の想起と予測の支援における成長性実現においては必要な対策である。また、実績データ活用にあたってはデータの「意味的重要性」に着目する必要がある。多品種製造の場合、データ数は少ない類似仕様グループが多数存在する。大規模クラスターは、計算資源の占有度は大きくとも、設計判断支援観点での有用性は小さい場合も多い。そこで、例えばDB横領を一定以下に維持するにあたっては、時間基準（過去N年分を保存）ではなく、意味的重要度基準（クラスターの多様性）が重要である。文献12)では約10年で判断に必要なデータがほぼ揃ったことが示されている。

4 まとめ

多品種生産による製造の複雑さや、変動や不確実性が增大する中、AI活用においては、自動化拡大とならんで、人の認知、判断支援も重要な領域である。そのような問題領域では、本稿で触れたような実空間での探索的問題解決支援や実績データを活用した、成長性の実現が課題となる。最終的には人の選択、判断を前提としたうえで、実績データを活用して

担当者の経験不足の補完、アクション案の想起や影響予測を支援することがシステムの中心的役割となる。本稿ではあまり詳しく述べられなかったが、実績データ活用においては、単なる記号の羅列にすぎないデータと、状態認識や将来予測、アクション動機づけといった人間の認知・思考・価値判断を結び付ける「意味情報処理」、データおよびその処理結果を人間がその意味を理解できるように提示する「説明機能」、およびそれを通じたシステムの処理結果に対する人間の信頼と有用性認識が実用上必須である。今後も生産をとりまく状況変化や不確実性が増す中、人間と機械が協調して様々な問題に迅速、効率的、適切に取り組むことを支援できるような技術の開発に取り組んでいきたい。

参考文献

- 1) 総務省：平成28年版 情報通信白書 第一部，(2016)，235.
- 2) AI（人工知能）：実用化の夜明け，日経コンピュータ別冊，日経マグローヒル社編，(1985)
- 3) 稲葉晋一：鉄と鋼，75 (1989) 8，1403.
- 4) 檜崎博司，岩谷敏治，能勢和夫，小西正躬，北川聡一：システム制御情報学会論文誌，3 (1990) 11，358.
- 5) T.Watanabe, A.Kitamura, H.Narazaki, Y.Takahashi and H.Hasegawa：ISIJ Int., 40 (2000) 8，771.
- 6) 北村章，檜崎博司，小西正躬，坂和正敏：鉄と鋼，79 (1993) 3，332.
- 7) 小林正宜，柳修介，森本禎夫，石川孝司：R&D 神戸製鋼技報，64 (2014) 2，18.
- 8) 加茂和史，浜元和久，前田知幸，檜崎博司，焼谷将大，田中洋輔：R&D 神戸製鋼技報，68 (2018) 2，7.
- 9) OR事典Wiki，<http://www.orsj.or.jp/~wiki/wiki/index.php/メタヒューリスティクス>，(2018年8月31日閲覧)
- 10) 松田浩一，梅田豊裕：R&D 神戸製鋼技報，51 (2001) 3，28.
- 11) 福田啓一，檜崎博司，鎌田卓：R&D 神戸製鋼技報，68 (2018) 2，12.
- 12) 白坂貴成，檜崎博司，岩谷敏治，宮脇淳，藤本雅人，川野晴也：R&D 神戸製鋼技報，68 (2018) 2，17.

(2018年9月6日受付)