



特集記事 • 11

鉄鋼業におけるAI・IoT技術の最前線

鉄鋼プロセスにおける高度IT活用

Using Advanced IT to Steel Making Process

新日鐵住金(株)
業務プロセス改革推進部
部長

中川義明
Yoshiaki Nakagawa

新日鐵住金ソリューションズ(株)
技術本部 システム研究開発センター
部長

南澤吉昭
Yoshiaki Minamisawa

新日鐵住金(株) プロセス研究所
インテリジェントアルゴリズム研究センター
所長

伊藤邦春
Kuniharu Ito

1 緒言

素材産業である鉄鋼業は、早くから計算機を導入し、生産活動の効率化に寄与してきた。当社においても、1968年には、メインフレームを用いた24時間365日稼働するオンラインのシステムを日本では他産業に先駆け導入した。その後も、計算機の進歩に合わせてサプライチェーンマネジメントシステムや、工場での生産管理のシステムを構築し、製販の効率化に取り組んできた (Fig.1)。

このように、製販の効率化に寄与してきた情報システムは、生産計画をはじめとする、人が実行してきた思考活動の置き換えにトライしてきた歴史でもあり、第二世代の人工知能と呼ばれるエキスパートシステムの導入にも積極的であった。

2010年を迎えると、計算機の計算能力も飛躍的に増加し、大量のデータを一気に処理できるようになるとともに、従来では困難であった、移動体からのデータも多量・安価に収集できるようになったため、ビッグデータ解析や第三世代の人

工知能と言われる機械学習も実用段階に入ってきた。

これに同期し、情報システムへの要求も拡大しており、基幹システムでは、複雑な工程の計画を短時間で立案させるニーズや、生産活動に必須である人や物流に関するシステムでは、移動体や環境データさらにはバイタル情報を利用した、安全や物流効率化へのニーズも高まってきた。

本報では、鉄鋼プロセスにおける高度IT活用の事例として、基幹システムへの適用、移動体としての現場作業員への適用、更には、スタッフ業務への適用について紹介する。

2 基幹システムにおける高度ITの活用

鉄鋼業は一つの素材から複数の製品を生産する代表的な Break Down型の生産方式 (Fig.2) であり、自動車産業に代表される多くの部品を組み立てて製品を生産する Build Up型の生産方式 (Fig.3) と大きく異なる。どちらも受注生産の形をとるとすれば、Build Up型は、お客様の注文に応じて必

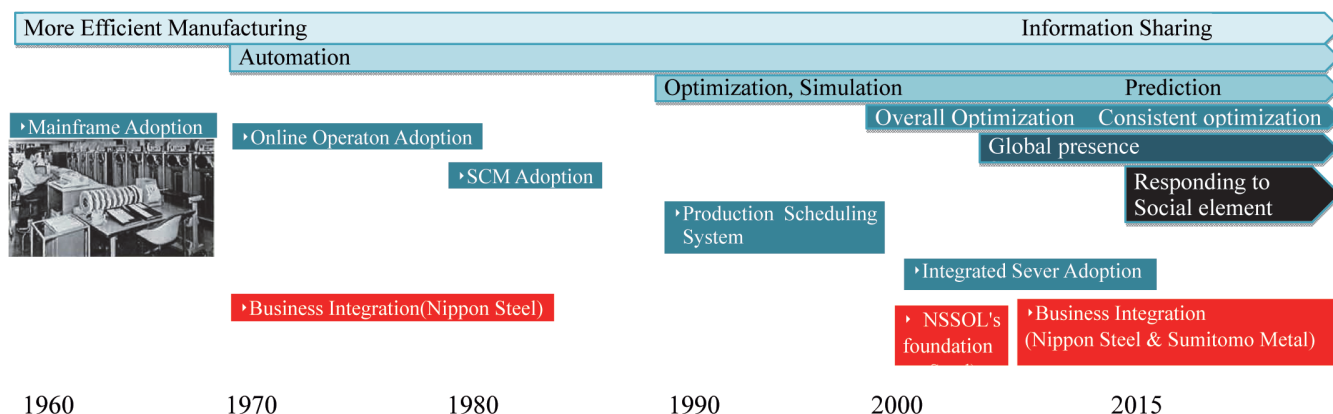


Fig.1 History of Information System adoption

要な部品を手配して、どの部品をいつ何処で組み立てるかを決定し、生産する生産方式であるのに対し、Break Down型は、複数のお客様の注文を各工程で効率よく処理できるグループに束ねながら、生産の上流に向けて処理工程の選択、グループ作成および処理順を決めていく必要がある^{1,2)}。

生産計画と同様に高度IT適用により効率化を期待される分野として物流計画がある。鉄鋼業においては、大型船によって輸入した原料を国内の複数製鉄所に運搬する原料物流、製鉄所内の半製品や製品を運搬する構内物流、さらには生産計画に基づき製造された製品を顧客に近い物流基地に運搬する製品物流に区別される。いずれも重量物を扱うことか

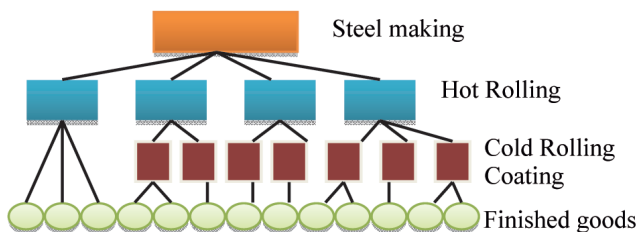


Fig.2 Feature of Steelmaking Process -Break down structure-

ら、製造コストに大きく影響を及ぼすため、生産と同調した最適な物流計画が期待される。

このように、生産／物流を効率化するためには、グルーピングやスケジューリングが重要であり、これらの問題に対する解を求める（求解）ためTable1に整理されるように様々な最適化計算を活用している。

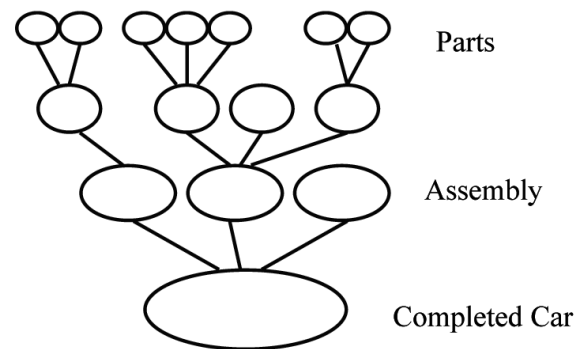


Fig.3 Feature of Assembly Process -Build up structure-

Table 1 Optimization Calculation used our company

Problem Type	Decision content											Constraint condition				
	Group	Decision Quantity			Decision combination						order	time	combination		Dicision Order	
		Alloc ation	Flow rate	size, weight, time	1:1	1:N	M:N	Shape					1:N	with Shape stacking problem	range	Accum ulation
								1D	2D	3D						
Setpartition	● ●					● ●		● ●						●		
resource allocation		●														
Maximum flow			●													
knapsack						●										
matching					●					●						
shortest path				●		●							●			
vehicle routing						●					●					
vehicle routing with Time-Windows						●					●				●	
Asymmetric Traveling Salesman											●					
Asymmetric Traveling Salesman with Time-Windows											●				●	
Asymmetric Traveling Salesman with cumulative restriction											●					●
Asymmetric Traveling Salesman with cumulative restriction and Time-Windows											●				●	●
Job-shop Scheduling						● ● ●						● ● ●				
Slab Design				●		●										
1 Dimension Cutting Stock						●		●								
2 Dimension Cutting Stock						●			●							
resource allocation + Job-shop Scheduling		●				●						●				
resource allocation + Job-shop Scheduling + 1 Dimension Cutting Stock		●				●		●				●				

2.1 生産計画

生産計画における代表的な課題の一つは、プロセス内での組み合わせと処理順の決定である。Fig.4に示す冷間連続圧延ラインは、半製品である熱延コイルを圧延機の前で溶接し、連続して冷間圧延を行うプロセスである。本プロセスでは、溶接起因による破断問題や、圧延ロールの摩耗による表面傷の問題を回避するために、多くの制約条件を考慮した処理順決定が必要となり、そのために従来より最適化技術を活用してきた。最適化の狙いは、安定操業を維持しながら、生産効率を最大化し、品質影響や納期遅延を最小化することである。

この問題への解探索手法としては、混合整数計画法(Mixed Integer Programming : MIP)、遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm : GA)、焼き鈍し法 (Simulated Annealing : SA) などが有力であるが、比較的汎用に使え仕組みとして、SAをベースとした最適化を活用することも多い³⁾。

SAはメタ戦略解法の一つであり、近傍操作 (現在解の一部並びを変更して次の候補解を得る) を延々と繰り返す中で、解の改悪操作を許す度合を徐々に狭めていくことで、確率的に最適解へと収束させる手法である。

SAでの探索中には近傍操作が数百万～数千万回行われるので、近傍解の点数評価の効率化が極めて重要となる。そこで、近傍操作の特徴として、現在解と近傍解とでは並びの大部分が同一であり、大半の制約は違反具合に変化がない特徴を活用して、計算エンジンでは、各品物の変数とそれに関連する制約間の関連ネットワークを保持し、近傍操作で並びに変更の生じた品物に関連する制約のみを抽出・差分評価する仕組みを導入した。

本手法により、従来のSAでは品物数増加により爆発的に

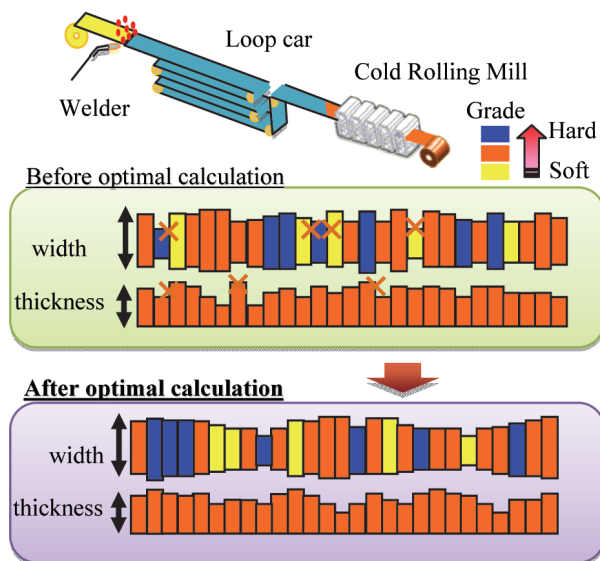


Fig.4 Scheduling of process order

計算時間が増加するのに対し、Fig.5のベンチマークテストに示すように、ばらつきはあるものの概ね品物数に比例した計算時間となり、大ロット (約160個) では3分程度、小ロット (50個未満) では1分弱と、実用的な計算時間で求解できるようになった。

上記通順の決定は、1プロセスについて説明したが、鉄鋼業においては、複数のプロセスを経由して製品が製造されるため、プロセス毎に異なる制約条件を考慮しながら通順を決定する必要がある。

Fig.6に2工程での組み合わせとそれぞれのグループの中での処理順を決定するイメージを示す。

工程間に十分なバッファがあり、無限の中間在庫を許す場合、P1工程を最適な組み合わせと処理順決定で生産し、P2工程で最適な組み合わせと処理順を決定できるまで、P2工程前に在庫を積み上げる。その後、P2工程も最適化した組み合わせと処理順で生産すれば2工程とも生産性は最大化できるが、顧客が要求する納期に間に合わないことや、工程間に莫大な在庫が発生することになり、現実的でない。そこで、

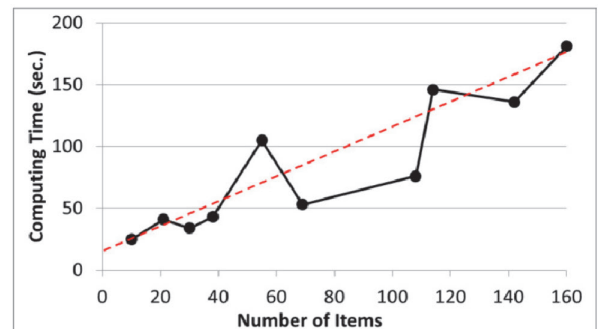


Fig.5 Computing time for number of items
(Core i7-4790K 4.00GHz 1Core, Using Mem. 400MB)

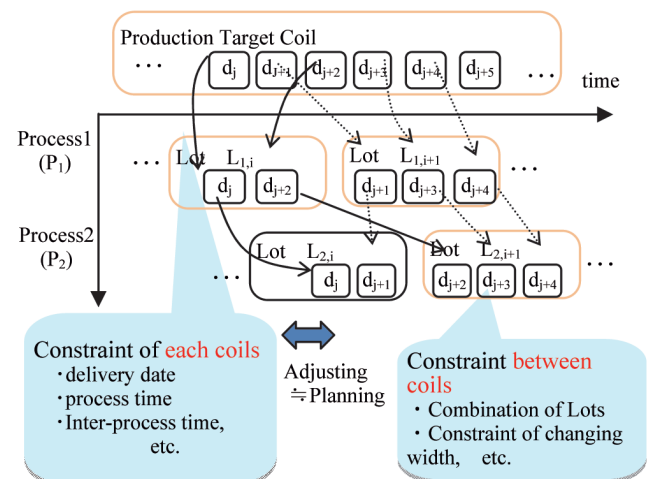


Fig.6 Optimal Calculation for several process

有限時間範囲で製造しなければならない注文情報に基づき、その範囲の中で最適な組み合わせと処理順を短時間で決定しなければならず、現在もその手法については研究がなされている。

上記の事例は計画立案前に処理工程が定まっているケースであるが、軽微な曲がりや表面疵等が発生した場合に、それらを修正、除去し、品質を確保するための精整工程等の追加工程がある場合には、製造工期が変動するため注文の製造着手日を適切に決定することが難しい。そこで、製造工期が通過工程と相関が高いことに着目し、通過工程を予測した後、標準工期を算出するアルゴリズムを開発した⁴⁾。

通過工程の予測には機械学習手法の一つである決定木を用いた。工程毎の通過有無を表す0/1の記号を1列に並べて通過パターンとし、注文品種を付加して製造品種 c_i とする(i は製造品種の番号)。そして、製造品種毎の実績通過パターン f_j の生起確率 $P(f_j | c_i)$ を求め、通過パターン毎の製造工期の確率分布 $p(t | f_j)$ を算出する。通過パターン毎の製造工期の確率分布は、通過した工程の処理工期の確率分布の重ね合わせで算出されると仮定した。そして式(1)により、製造品種の製造工期 $p(t | c_i)$ を求める。

$$p(t | c_i) = \sum_{j=1}^L p(t | f_j, c_i) P(f_j | c_i) \approx \sum_{j=1}^L p(t | f_j) P(f_j | c_i) \dots \dots \dots (1)$$

最後に、製造品種の製造工期 $p(t | c_i)$ の累積分布関数を $F(t | c_i)$ とすると、標準工期 $\hat{t}_{95i}$ は式(2)のように計算される。ここで、0.95は荷揃達成率の計画値である。

$$\hat{t}_{95i} = F^{-1}(0.95 | c_i) \dots \dots \dots (2)$$

テーブル管理していた従来の標準工期の余裕日数(標準工期と実績工期の差)をFig.7に、新しい標準工期の余裕日数をFig.8に示す。新しい標準工期の方が、ピークの高い急峻な分

布となっており、荷揃達成率を3.2%改善(91.5→94.7%)させることができた。

2.2 物流計画

先に示した物流の中で、原料物流についての取り組みを紹介する。本業務は、契約済の船舶の配船情報(船型、量、現在地)、契約可能船舶情報、契約購買量、各製鉄所での原料使用情報を元に、各製鉄所の在庫を確保する制約条件を守りながら、船財源と各船舶の積揚地での配船計画を決定するものである。船舶は契約する船型、契約形態、寄港パターンにより輸送費用が異なるため、船財源確保の構成、輸送ルートに適正化することで費用を抑えることが可能となる。

しかし、輸送時間が短い中国と長いブラジル等、船舶の輸送条件が混在する中で、各製鉄所の在庫切れを回避しながら、揚地バースでは1時間単位精度の船舶動静を考慮した半年先までの配船計画を適正化することは容易ではない^{5,6)}。

長期計画の組合せ要素と量決定要素とを同時に考慮することは計算規模・時間の観点から課題があった。そこで開発システムでは、これら膨大な条件を考慮するため、長期的に大枠決定する階層と、この決定結果を固定情報として入出港タイミング等を詳細に最適化する階層に分割する手法を採用した⁷⁾。更に各階層で立案期間を時間軸で分割し、各期間で数理計画法とシミュレータを連動させる階層型の時間分割を繰り返す独自開発技術により、従来求解が不可能であった問題に対して、実操業に耐えうる解を得ることを可能とした(Fig.9)。

立案例としてガントチャート(Fig.10)を示す。揚地での船舶は滞船が少なく、スムーズな入港が可能となった(積地での滞船は所与条件)。また、ケープサイズ船以上の大型船の1港揚比率が増加することで、多港揚げによるエクストラ

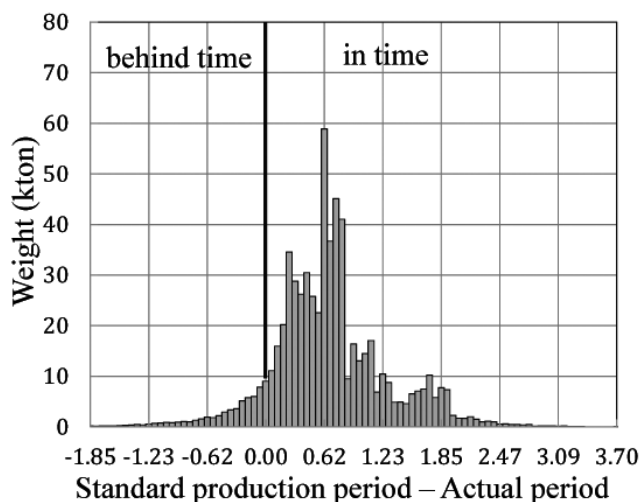


Fig.7 Margin of old standard production period⁴⁾

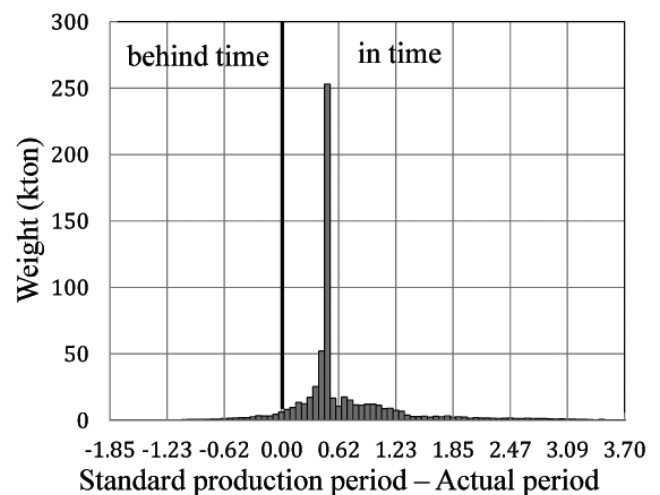


Fig.8 Margin of new standard production period⁴⁾

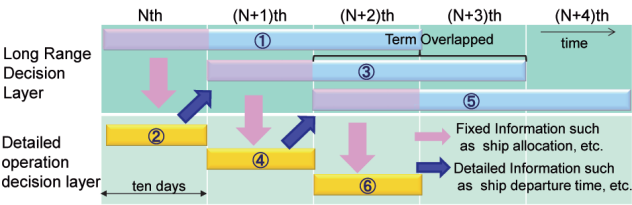


Fig.9 The overview of the hierarchical dividing term and moving horizon algorithm

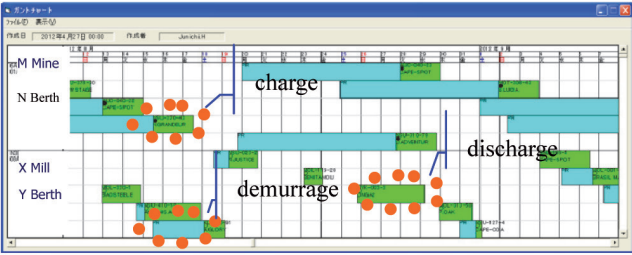


Fig.10 An example gantt chart of a scheduling result

チャージ減による輸送費用削減が可能となった。

次に半製品物流についての取り組みを説明する。製鋼と圧延工程間のスラブヤードでは、圧延工程への払出しがすぐ行えるよう、受入れの際、上から払出順となるように積み替えを行う（山分け問題）。山分け問題は、積姿制約の下、できるだけ少作業負荷で、払出し順に積まれた高山を作成する組み合わせ最適化問題である。この問題をグルーピング問題と見なし、頂点彩色解法による定式化や集合分割解法に基づく定式化方法が提案されているが、ここでは、集合分割解法について紹介する^{8,9)}。山分け問題は、対象スラブ集合 N を山という部分集合にグループ分けする問題と考えることができる。この問題は組み合わせ最適化問題の一つである集合分割問題（Set Partitioning Problem：SPP）で定式化できる¹⁰⁾。SPPは、任意の部分集合 j に対し、各 j が全体集合 N を分割するための最適な部分集合として採用するか否かを表す0-1 決定変数 $x[j]$ を用意し、以下の0-1 計画問題として、式（3）～（5）で定式化できる。この際、全体集合 N に対する部分集合族 M つまり、山分け問題の場合には積姿制約を満たす実行可能な山の集合 M を予め列挙しておく必要がある。

SPP:min. $\sum_{j \in M} c_j \cdot x[j]$ (3)

M ：実行可能な山の集合

subject to $\sum_{j \in S(i)} x[j] = 1 (i \in N)$ (4)

$S(i)$ ：スラブ i を含む部分集合 j の集合

$x[j] \in \{0,1\} (\forall j \in M)$ (5)
 $c_j = k_1 \cdot 1 + k_2 \cdot C2_j = k_1 + k_2 \cdot C2_j (\forall j \in M)$

Table2 Effect of Optimize (n: 3115)

	Number of piles	the rate of temporary placed slabs
Manual	451	36%
Optimize	346	33%

式（3）の c_j は、実行可能山 j の評価値で、式（5）のように山数と積み替え数から評価される。山数はいずれの山も1であり、山積する際に発生する積み替え数を $C2_j$ とし、それぞれの評価項の重み係数を k_1, k_2 としている。SPPでは、考察対象問題固有の制約である積姿制約や、目的関数となる積み替え数評価は、いずれも実行可能山を列挙する処理の中に含まれる。このように定式化が容易でない制約式や評価式を列挙処理の中で扱える点が集合分割問題を実問題に適用する際の利点といえる。ただし、列挙処理の中で、積姿制約や仮置き数の評価をいかに高速に行うかが重要となる。

この方法により山分けした結果と人が作成した山分け結果との比較をTable2に示す。仮置きスラブの数の比率はほぼ同程度だが、山数は25%程度減らせる（一山あたりのスラブ枚数を増やせる）ことが判った。これにより保温ピットへのスラブ装入枚数を増やすことができ、装入温度の向上が期待できる。

次に製品物流について述べる。製品物流計画の難しさは、非常に多くの製鉄所と揚げ地があること、各製鉄所では荷積み・揚げ地では荷揚げの計画と配船計画を同期させる必要があること、更には、天候の状況によって計画が大幅に変わることなどがあげられる。

船による運搬は、船積み、航海、荷揚げの他に積待、揚待、荒天による待機、更には荷揚げ後の次の港までの航海で構成される。積待、揚待時間を削減できれば、運搬の効率化が図れ、積載量の適正化にも寄与できる。

これらの目的で、従来製鉄所毎にバラバラであったバース計画を標準化・共通化し、本社・箇所間で多くのやり取りをして決定していた配船計画を全社で共通の仮想データベースを構築し、共通のシステムを利用することで効率的な計画が立案できるように変更した¹¹⁾（Fig.11）。

3 高度情報システム技術活用

計算機の進歩やビッグデータ解析やAIの発展、更にはあらゆるものがネットワークにつながるIoT（Internet of Thing）の一般化により、情報システム技術が支えることができる分野が大きく広がった（Fig.12）。特に、高度なデータ解析や、機械学習については産業界でも使えるようになり、当社でも

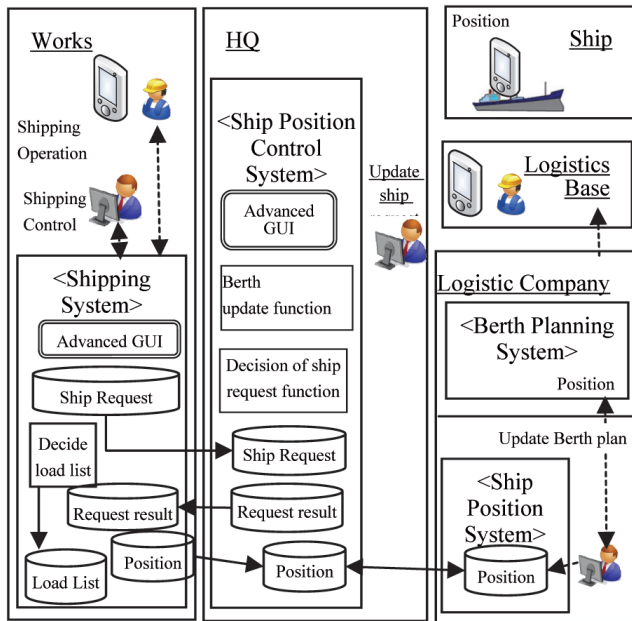


Fig.11 Schematic of integrated logistic control system

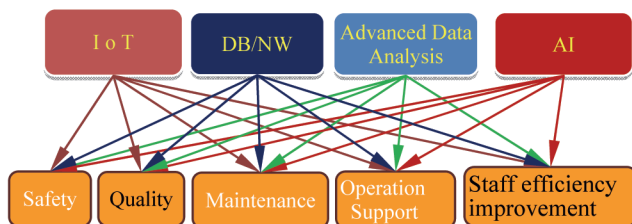


Fig.12 Adoption Map of Advanced IT

スタッフ業務の効率化や画像認識によるあらゆる判断に導入を進めている。また、非常に小型軽量のセンサーやスマートフォンにより、従来は不可能であった移動体や人からの情報もネットワークに接続できるようになり、人の見守り等に適用している¹²⁻¹⁵⁾。

3.1 安全見守り

安全見守りシステム (Fig.13) は、工場やプラントなどの大規模施設における作業者の位置、動態、作業環境を見守るシステムである。本システムは、スマートフォン本体およびスマートフォンに接続された各種センサーから送信されるデータをサーバに送り、都度、漏れなく状態を判定し、異常が検知された場合は、確実に通知を行う必要がある。このため、多量データを欠損なく高速にさらにはセキュリティを維持した状態で処理する必要がある。また、当該領域のシステムは、数人での試用から数万人単位の本導入に段階的に進めるため、軽量のコンテナ技術 (docker) と、その制御機構 (Kubernetes) を導入することで規模の大小に柔軟に対応で

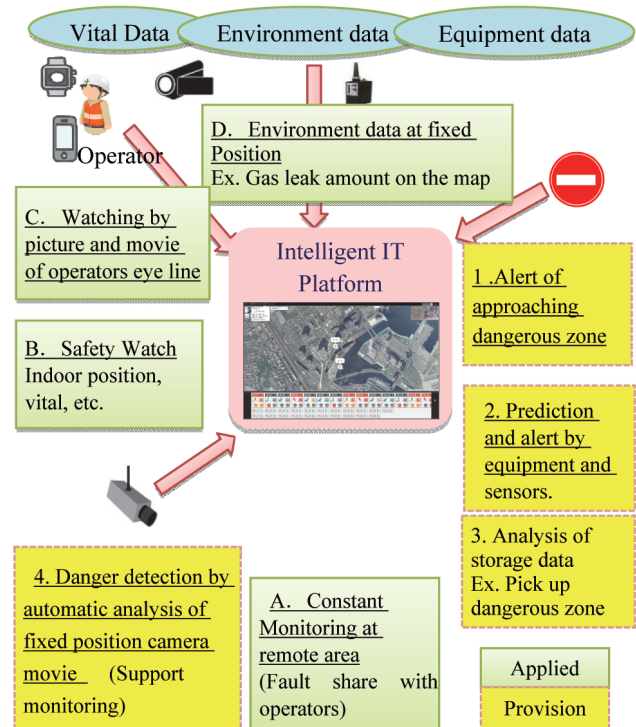


Fig.13 Safety Watching System

きる機構を採用している。

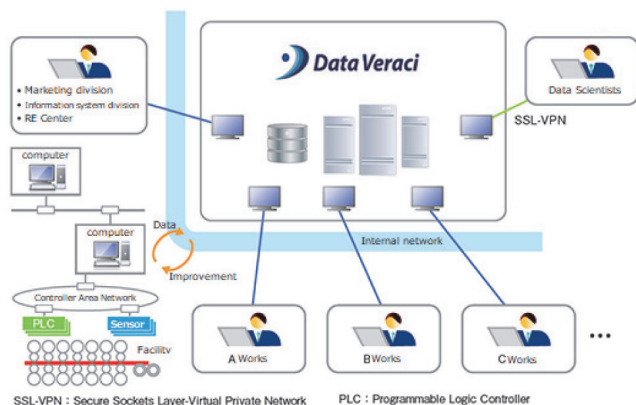
3.2 データ解析環境

データ解析技術は、データから価値ある情報を抽出するための技術であり、業務改善に向けたデータ活用に不可欠である。

データ分析プロセスを俯瞰的に捉えた際に課題として挙げられるのは、データ分析プロジェクトを効率的に進めるプロセスや環境の整備、データ分析モデルを業務適用した後の運用、監視、改善を含むライフサイクル管理、そしてデータ分析人材の育成などである。このうち、データ分析プロセスおよび環境整備として、統合データ解析基盤を活用している (Fig.14)。

統合データ解析基盤では、最新のツールを準備し、Webブラウザ経由で利用できる仕組みを構築しているため、最新アルゴリズムを早く試すことができ、データアナリストの解析向上効率化が図れる。一方で、データ分析やプログラミング未経験者にとっては敷居が高いこともあり、併せてこれらの教育コンテンツも環境内で提供している。

現在、このデータ解析基盤はクラウドの特性を活かし、拠点や部門に拘らず全社横断のデータ解析基盤として利用されている。この基盤の導入効果は、分析環境構築の手間を削減し、分析作業開始までのリードタイムを削減するだけでなく、社内各部門で行われている分析の見える化、知見共有を可能とすることにもある。優れた専門技術者の知見を社内でも共通することは、組織としてのデータ分析力強化につながる



Data Veraci は新日鉄住金ソリューションズ株式会社の登録商標です。

Fig.14 Company-wide data analysis environment (NS-DIG™)

り、昨今課題とされるデータ分析人材の不足への対策としても有効である。また、設備稼働データ解析に深い知見を持つ現場の技術者と、最新かつ幅広い解析手法に精通した研究所の技術者が協働できることで、より難易度の高い業務課題の解決につながっている可能性もある。

4 結言

鉄鋼プロセスにおける高度IT活用の事例として、基幹システムへの適用、移動体としての現場作業員への適用、更には、スタッフ業務への適用について紹介した。

基幹システムへの適用に関しては、オペレーションズ・リサーチ分野の高度化と同期し、様々な手法を適用している。しかしながら、Break Down型の複数工程を必要とする鉄鋼業のニーズを十分に満足できておらず、複数工程での大規模最適化や多目的の最適化に関して課題があり、ロジックの研究や、量子コンピュータによる飛躍的な解法の適用が必要になると考えられる。

一方、情報システム技術の適用先として、従来対象としていなかった現場作業員に対しても、IoTの進歩やビッグデータ解析の汎用化により適用が進み、ますます人をサポートする情報処理技術が重要となると考えられる。最後にビッグデータ解析やAIを含めた高度データ解析技術は従来の人の判断を凌駕し、人を置換するかのようにならわれているが、使いこなすには優秀な人材が必要となり、その習熟には多くの時間を要する。これを効率的に推進するとともに、効果を発揮していくためには、効率的な解析環境が必要となり、当社では全社員が使えるデータ解析基盤を準備し、地道な改善

活動も含めて取り組んでいる。

今後も、進展の早い情報システム技術を適切に取り入れ、人とシステムが協調しながら、生産、販売、物流の高度化を推進していく。

参考文献

- 1) NSSMC : CeBIT 2017, Hannover, 2017-3, Deutsche Messe AG
- 2) 米澤公敏 : 管理系システム統合と高度生産管理系モデル構築・展開, 2016年度IT賞, 企業情報化協会, (2017)
- 3) J.W.Ohlmann and B.W.Thomas : INFORMS J. Comput. 19 (2007) 1, 80.
- 4) 塩谷政典, 森純一, 伊藤邦春, 水谷泰, 鳥飼健司 : 鉄と鋼, 101 (2015) 11, 574.
- 5) M.Christiansen, K.Fagerholt, B.Nygreen and D.Ronen : European Journal of Operational Research, 228 (2013), 467.
- 6) K.Kobayashi and M.Kubo : Japan Journal of Industrial and Applied Mathematics, 27 (2010) 1, 161.
- 7) 小林敬和, 鈴木豊, 佐野拓也, 潮田泰宏, 金澤典一, 屋地靖人 : 材料とプロセス, 25 (2012) 2, 1029.
- 8) 黒川哲明, 中島裕文, 鈴木庸氏 : 材料とプロセス, 29 (2016) 2, 688.
- 9) 黒川哲明, 大貝晴俊 : 計測自動制御学会論文集, 54 (2018) 2.
- 10) 鈴木久敏, 岩村寛三 : オペレーションズ・リサーチ, 24 (1979) 6, 359.
- 11) 松村篤樹, 木村真人 : 国内配船一貫最適化プロジェクトにおける高度ITを活用した船舶動船見える化, 2017年度IT賞, 企業情報化協会, (2018)
- 12) 中川義明 : 今あるものづくり現場への最新ITの活用, NEC Industrial IoTセミナー, NEC 社, (2017)
- 13) 森田彰, 井内興, 東英樹 : 新日鉄住金におけるデータ解析の取組みについて, DataRobot AI Experience 2017, DataRobot 社, (2017)
- 14) 中川義明, 立山貴久, 井内興, 東英樹 : 各製鉄所の知見を結集し高度化するためデータ解析基盤を全社で統合, Key to Success, 2017 Winter, 16 (2017)
- 15) 米澤公敏 : 生産現場でAI活用, 過去の失敗, 日経ステラテジ July 2016, 18 (2016)

(2018年9月3日受付)