

# データサイエンスによる高炉操業ガイダンス技術

## Operation Guidance Technique of Blast Furnace Using Data Science

伊藤 友彦 ITO Tomohiko JFE スチール スチール研究所 サイバーフィジカルシステム研究開発部 主任研究員 (課長)  
橋本 佳也 HASHIMOTO Yoshinari JFE スチール スチール研究所 サイバーフィジカルシステム研究開発部 主任研究員 (副課長)・  
博士 (情報学)  
島本 拓幸 SHIMAMOTO Hiroyuki JFE スチール スチール研究所 サイバーフィジカルシステム研究開発部 主任研究員 (課長)

### 要旨

CO<sub>2</sub> 排出量削減につながる高炉の低還元材比操業は、炉況が不安定な状況に陥りやすく、操業トラブルに至る可能性もある。従って、その時点での炉況を認識しながら操業することが重要であるが、従来のセンサーデータから得られる情報では不十分であった。そこで、装入コークスのリアルタイム粒度分布計を開発し、さらにはデータサイエンス技術を活用した高炉物理モデルに基づく溶銑温度予測技術と炉内圧力データを元にした炉況異常検知技術も開発した。これらの技術でトラブルの兆候を早期に捉え、オペレータへガイダンスとして示すことで安定操業の維持継続に貢献している。

### Abstract:

In a blast furnace operation under low percentage of reducing materials, which intends to rationalize, the furnace condition easily falls into unstable. Therefore, it is important to operate the furnace with a better understanding of the current condition. However, information obtained from sensors is not still enough. Accordingly, techniques for particle size measurement of charging coke in real time, prediction of pig iron temperature based on blast furnace physical model, and furnace condition detection based on inner pressure data of the blast furnace have been developed by utilizing data science technique. These techniques contributed to the detecting the anomaly causing troubles in advance with the guidance to operator for preventing a blast furnace from falling into serious trouble, and to continuous stable operation. In this paper, the outline of these techniques and various guidance systems are described.

## 1. はじめに

高炉は、炉頂からコークスと鉄鉱石を交互に装入し、炉下部にある羽口から熱風を吹き込み、コークス中のカーボンにより鉄鉱石を還元し溶銑を得るプロセスである。高炉においては、二酸化炭素の排出量削減に効果のある低還元材比操業が行われている。還元材とは高炉の炉頂から装入するコークスと羽口から吹き込む微粉炭を指し、高炉で銑鉄を 1t 製造するのに使用される還元材の量を還元材比と呼んでいる。このうちコークスは高炉炉内でのスペーサーの役割を持っており、高炉の下方にある羽口から吹き込まれる高温ガスが上昇していく際の流れを確保している。また、高炉内の高温環境下で、コークスに含まれるカーボンと鉄鉱石（または焼結鉱）に含まれる酸素が反応して一酸化炭素または二酸化炭素とともに熱を発生する。この熱によって、鉄鉱石が溶融し効率のよい還元反応が進行する。還元材比と同様に溶銑 1t を製造するのに必要なコークスの量をコークス比

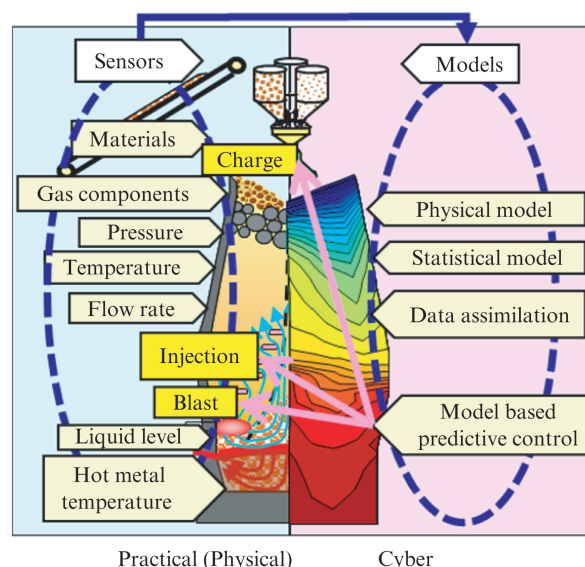


図 1 高炉 CPS の概要

Fig. 1 Schematic diagram of CPS blast furnace

2019 年 10 月 3 日受付

という。コークス比を減らすと、高炉から排出される二酸化炭素の量が減るといった環境面における大きなメリットをもたらす一方で、先に述べたコークス本来のスペーサーという役割を十分果たせず、ガスの流路が狭くなって通気を阻害し、さらには発生する熱量が抑えられるため、還元反応を妨げるというリスクがある。

JFE スチールでは高炉のサイバーフィジカルシステム (CPS) の開発を目指している。図 1 にその概要を示す。本論文では、その先駆けとして開発したコークス粒度分布計、炉熱ガイダンスと通気異常ガイダンスの概要について述べる。

## 2. 高炉装入前コークス粒度分布計

高炉に装入されるコークスにはさまざまな粒径のものが含まれるが、粒径の小さいコークスが増えると、ガスの流路が狭まって炉況が不安定になる。従来は、装入されるコークスの粒径分布の傾向を管理するため、高炉でサンプリングしたコークスを、週に 1~2 回オフラインで分析していた。

しかし、コークスの粒径はより短い周期で変動しており、細かい粒径のコークスの割合が増したことがわかれば、炉況が悪化することを未然に防ぐアクションを取ることが可能となることから、リアルタイムで粒度分布が監視可能なコークス粒度分布計を開発することとした。

### 2.1 レーザー距離計による粒度計測アルゴリズム

開発した粒度分布計では、コークスの搬送コンベア上でレーザー距離計を用いたプロフィール測定を行う。プロフィールは距離データとして測定されるので、距離情報を輝度に変換し、画像データを生成して、この画像を以下の処理をして粒度分布を求める。

#### ①入力画像

レーザー距離計のデータ点ごとの高さレーザーを輝度に変換し、画像ファイルを生成する。画像ファイルには一部欠損部がある場合があるが、欠損部は周辺データからの直線補間により穴埋めを行う。

#### ②粒界抽出 (2 値化) と粒子分離

次に、①で得られた距離データから輝度情報に換算した画像ファイルを 2 値化して粒界を抽出する。2 値化された粒子画像は必ずしも粒子周辺が完全に抽出されていないので、さらに個々の粒子の分離処理を行う。

#### ③下層粒子と画像端部粒子の除外

堆積したコークスを上から見たとき、表面の粒子は粒径を計測できるが、他の粒子に埋もれて隙間から見える下層粒子は粒径が正確に計測できない。そこで高さデータを利用して下層粒子を除外する。また、画像の端部にかかる粒子も粒径が計測できないため除外する。

#### ④粒度分布分析

抽出された粒子の画素数から面積を求める。画素数と同じ面積の真円の直径がその粒子の粒径であると仮定すると、1 mm 単位で各粒径の粒子がいくつあるかが分かるので、ここから各粒径の重量%分布を求めることとした。

粒子面積を  $A$  (mm<sup>2</sup>) 粒子の画素数を  $n$  (pixel)、画素の縦サイズを  $L_v$  (mm/pixel)、横サイズを  $L_h$  (mm/pixel)、粒径を  $D$  (mm) とすると、粒子面積  $A$  と粒径  $D$  は

$$A = n \cdot L_v \cdot L_h \quad \dots\dots\dots (1)$$

$$D = 2 \sqrt{\frac{A}{\pi}} \cdot L_h \quad \dots\dots\dots (2)$$

とそれぞれ計算できる。

図 2 は①~③の画像処理アルゴリズムで処理した結果を示している。左の図は①で得られた原画像で、距離によって色調が異なっている。中央の図は②の処理の結果得られた画像で、粒子が一つ一つ分離できている。さらに右の画像では③の処理の結果、コンベアの一番上に乗っている粒子のみを抽出できることを示している。

### 2.2 粒度分布の補正

前節で示した画像解析に基づく粒度分布計測では、コンベア上のコークスの内部にある粒子の粒径を直接測定することは困難であることから、統計的手法により画像処理から得られた粒度分布の補正を行う。

篩上の粉粒体粒度の累積度数分布は、粒径に対して対数正規分布に従うことが知られている<sup>1)</sup>。よって、多数回測定して得られた粒度の累積度数分布を近似する直線 (縦軸、横軸とも対数軸としたとき直線となる) の傾き、切片を平均化し、小さい粒子の割合が粒度分析したデータに合うように補正を行った。これにより、正確に計測できないため除外していたコンベアの下方に埋もれた小さな粒子を考慮した結果が得られた。粒度分布計の測定データをサンプリングによる手分析結果と比較した。比較結果を図 3 に示す。補正の結果、粒度分布計による測定結果と人手で分析した粒径

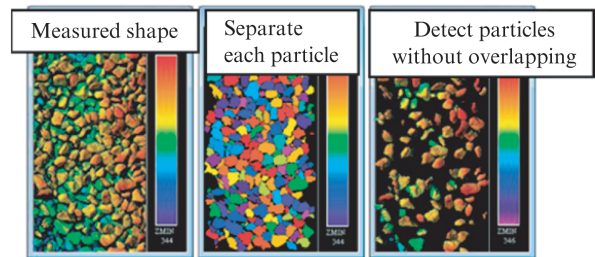


図 2 粒度分布計算アルゴリズム概要

Fig. 2 Schematic diagram of algorithm for calculation of particle size

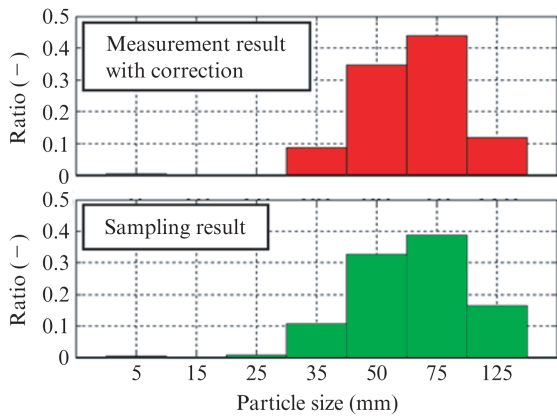


図3 粒度分布計と手分析の測定結果比較

Fig. 3 Comparison of results of measurement by particle size meter and manual analysis by human

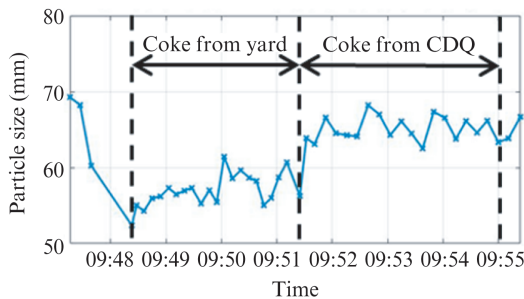


図4 粒度分布計の測定結果

Fig. 4 Result of measurement by particle size meter

分布はよく一致することが確認できた。

### 2.3 実機測定

西日本製鉄所倉敷地区第3高炉の高炉装入コンベアに粒度分布計を設置して実機テストを行った。図4に示すように、測定結果は目標精度を満たすことを確認した。なお、前半は原料ヤードに積まれたコークスを切り出し、後半はCDQ (Coke Dry Quench: コークス乾式消火設備) から直接搬送されたコークスに切り替えたところ、両者の粒径が異なることが確認できた。このように装入コークスの粒度を把握可能としたことで、適切な高炉操業が可能となった。

## 3. 高炉炉熱ガイダンス

高炉プロセスは熱容量が大きいいため、操作変数の変更に対する溶銑温度の応答の時定数が長い。オペレータは溶銑温度の将来予測に基づいて操業を行うが、オーバーアクションを取りがちであり、溶銑温度の目標温度に対するバラつきが大きくなることが課題であった。このため、アクションの効果が現れるまでの時間遅れを考慮したモデルによる溶銑温度予測、および予測に基づいた制御則が必要であった。

溶銑温度の将来予測をおこなうため、これまでに種々の統計モデルおよび物理モデルが提案されてきた。本研究では物理モデルによるアプローチを選択した。プロセス制御のための高炉物理モデルは、従来は高さ方向の一次元非定常モデルにとどまっていたが、本研究では径方向を加味した二次元非定常モデルを実現し、オンライン化した。

今回開発した炉熱ガイダンスシステム<sup>2-5)</sup>は、現時点で行っている操業を継続した場合、溶銑温度が目標温度に対して上昇するか低下するかを二次元非定常モデルにより予測し、目標温度に近づけるための適切な操業アクションをオペレータに提示するものである。

### 3.1 高炉二次元非定常モデルの概要

二次元非定常モデルは、固体流れとガス流れ、炉内反応、伝熱現象を表現した12の数式から構成され、操作変数として、炉頂コークス比、送風流量、送風温度、送風湿分、微粉炭量を設定できる。また、外乱として鉱石の被還元性、スラグ比、コークス水分、コークスおよび鉱石の粒径などの原料性状を設定可能である。

通常、高炉では、炉頂から装入された原料が降下して溶銑温度に影響が現れるまでに8時間程度かかる。従って、高炉物理モデルでは、この時間遅れを表現することが必要であった。そこで、原料の層状構造にあわせて計算メッシュを動的に生成することで原料降下を精緻に表現した。図5に計算セルを示す。図5(a)に示す初期条件における高さ方向のセル数は、実炉に固体の鉱石とコークスが層状に充填された場合を想定し33とした。図5(b)は収束後の計算セルを示す。鉱石の溶解およびコークスのガス化により炉下部のセルが収縮し、高さ方向のセル数は43となった。また、径方向のメッシュ数は、鉱石・コークス比の径方向分布を表現し、かつ計算時間を短縮するため3とした。各モデル

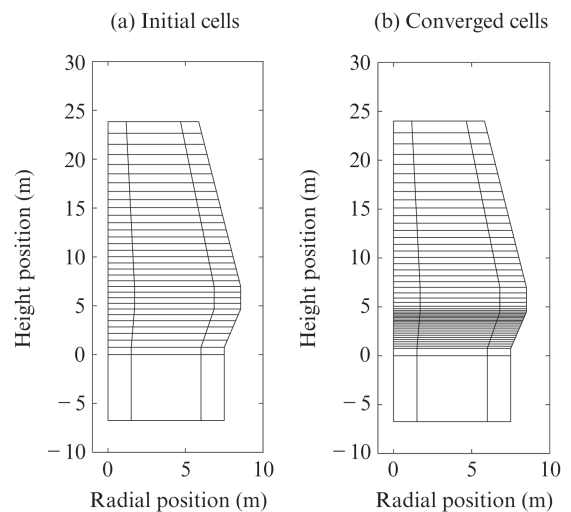


図5 二次元非定常モデルの計算セル

Fig. 5 Calculation cell of 2D transient model

式を、有限体積法により離散化し、上述の操作変数、炉内径方向の鉱石、コークスの装入物分布を入力条件として設定し、各時間ステップで収束計算を行う。図6に二次元非定常モデルの計算フローを示す。

### 3.2 外乱影響を考慮したモデル計算

物理モデルの長期オンライン適用時に問題となる外乱として、コークス中のC(%), 鉱石中のFe(%), 鉱石の被還元性などの原料性状の変動が挙げられる。直接計測が困難なこれらの外乱の影響をモデル計算に取り込むため、炉頂ガス組成、溶銑温度などの主要プロセス変数の計算値と実績値の間の推定誤差が小さくなるように、モデルパラメータを逐次修正する。この際、高炉プロセスの時定数が長いので、プロセス変数に外乱影響が現れてからモデルパラメータを修正するのでは実現象を反映したモデル計算ができない。例えば、原料由来の外乱の影響が炉頂ガス組成にあらわれるのは原料装入後2~6時間後である。

この対策として、主要プロセス変数の誤差が最小化するように、過去に遡ってモデル上のコークス比、還元平衡、ヒートロス修正する(ここでは72時間遡る)。72時間前の温度分布を初期条件として与え、時間の枠(72時間)を少しずつ(30分ずつ)未来へ移動させながら同様の修正を逐次行う。この手法はMoving Horizon Estimation (MHE)<sup>6)</sup>と呼ばれるものである。本手法により、主要プロセス変数の推定誤差を30~50%程度低減することができた。

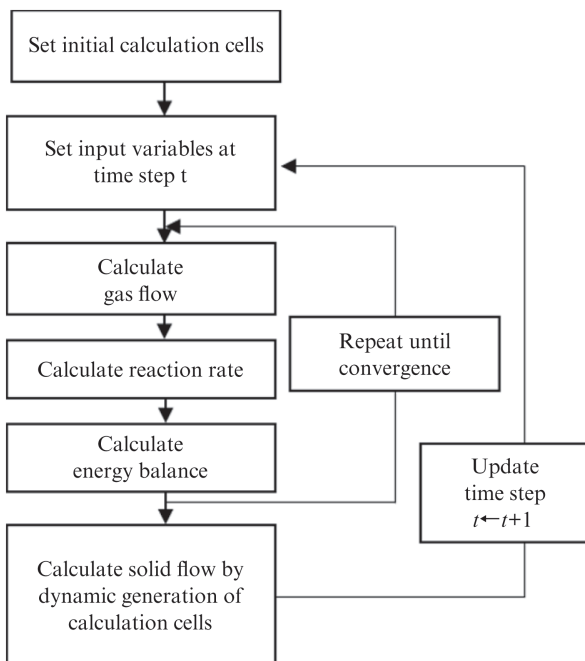


図6 二次元非定常モデルの計算フロー

Fig. 6 Flowchart of 2D transient model

### 3.3 溶銑温度制御ガイダンス

図7はガイダンス運用前のオペレータ判断による操業とガイダンス操業との比較である。現在時刻から8時間先に溶銑温度が高温となると予測されたため、ガイダンスは微粉炭量の減少とともに、送風湿分の増加を指示している。オペレータの判断で操業した事例では、溶銑温度(図7最下図中の△)は目標温度を40℃超える結果となった。一方、ガイダンスに従うと目標値に近い温度にとどまることが予想される。

このように微粉炭比および送風湿分の推奨操作量をオペレータに提示するガイダンスシステムを、実プラントに実装した。図8に11日間の操業データを示す。上段は溶銑温度の目標値からの偏差を示す。下段は微粉炭比の変化量を示し、○が実績値、△がガイダンスシステムによる推奨値である。オペレータはおおむねガイダンス通り微粉炭比を操作し、数点の例外を除き溶銑温度を目標値近傍に制御できている。一方、4.7日付近でオペレータはガイダンスに反して微粉炭比を上昇させたため、30℃を超える偏差が生じている。また、7.5日付近においてガイダンスの微粉炭比保持の指示に反し微粉炭比を下げるアクションをとったため、溶銑温度が低下した。このように、ガイダンスと異なるアクションによって溶銑温度に偏差が生じることも、本ガイダンスの妥当性を

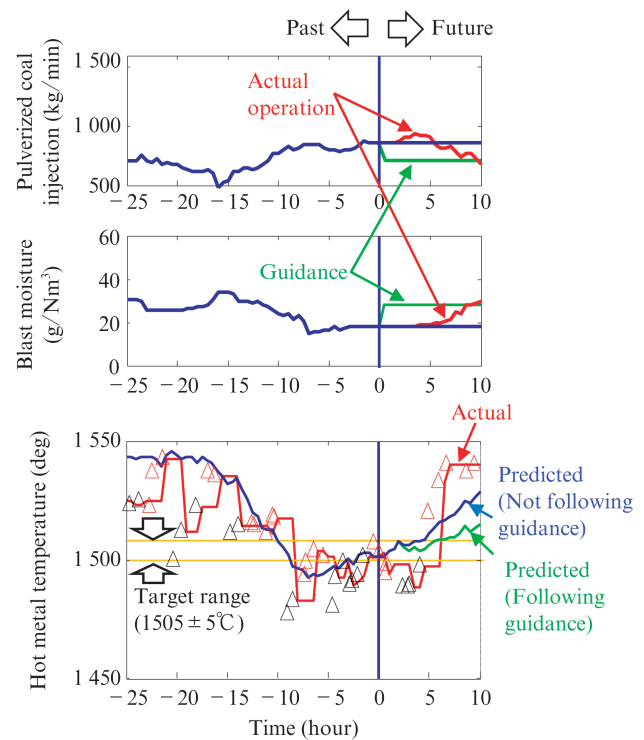


図7 二次元非定常モデルで予測した溶銑温度の推移(ガイダンスと実操業の比較)

Fig. 7 Predicted hot metal temperature using 2D transient model (Comparison between guidance and actual operation)



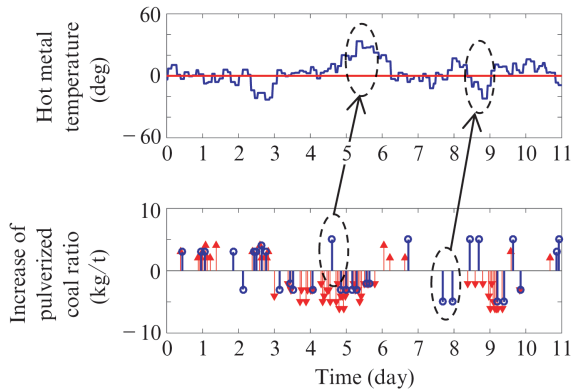


図8 炉熱ガイダンスの結果(○オペレータ操作, △ガイダンス)

Fig. 8 Result of operation guidance (○actual operation, △guidance)

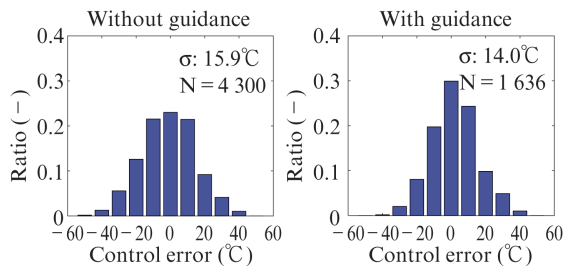


図9 溶銑温度の制御精度

Fig. 9 Control accuracy of hot metal temperature

示している。

さらに、ガイダンスの長期運用試験の結果、図9に示す通り従来操業と比較して溶銑温度のばらつきが1.9°C低減する効果を確認した。なお、本システムはJFEスチールの複数の高炉で工程利用され効果をあげている。

#### 4. 通気異常ガイダンス

近年の低還元材比を志向した高炉操業下においては、炉内の通気性が低下する可能性や、さらに通気悪化が進んで熱風が局所的に吹き上がる吹抜けといったトラブルが発生する可能性が高まっている。特に、吹抜けトラブルは小さい場合でも原料の崩れが発生し、のちのちの大トラブルの原因となり得るので、事前に減風などの対応を行うのが望ましい。しかし、従来の通気抵抗のトレンド監視だけでは吹抜けにつながるような予兆を把握しにくい。オペレータが異常に気付くのが遅れたり、見逃したりする場合もある。そこで本研究では、炉体の高さ円周方向に設置されたシャフト圧力計データに多変量統計的プロセス管理 (MSPC)<sup>7,8)</sup> の一手法である Q 統計量を用いた異常検知手法の検討を行い、吹抜けトラブルの予兆を検知する通気異常検知ガイダンスを開発した。

#### 4.1 主成分分析の概要

図10は複数の圧力計から得られる炉内圧力データの時間変化を示している。平常時の操業では、全ての圧力データは同期した挙動を示す(図10左側)。一方で、炉状が悪化すると炉内の圧力分布が乱れ、一部の圧力データが非同期な変化を示す(図10右側)。

図11は、簡単に説明するため複数ある圧力データのうち2つの圧力データを取り出したものである。通常操業時の圧力データは図11の楕円中に分布する。このとき楕円の長軸方向を第1主成分(T2統計量)とよび、データの変動の大きさを表している。これに直行する短軸方向は第2主成分以下の値でQ統計量とよび、通常操業からの逸脱度を表している。高炉のシャフト圧は、通気悪化に伴って発生するシャフト圧変動や吹抜けなどのトラブルが起こる前でも、圧力データが正常な挙動から逸脱するとQ統計量が増大することとなる。従って、Q統計量を逐次計算し、その値に対して閾値を設定することにより、通気異常が検知できる。

#### 4.2 Q 統計量による異常検知

実際に高炉において発生したシャフト圧変動について、オ

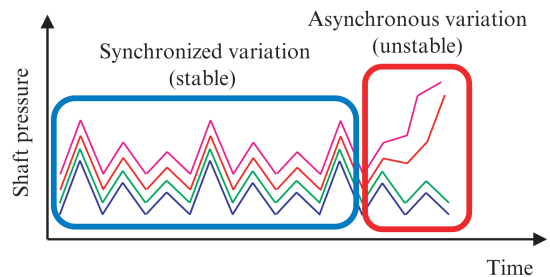


図10 シャフト圧力の正常および異常時の変化

Fig. 10 Normal/Abnormal change of shaft pressure

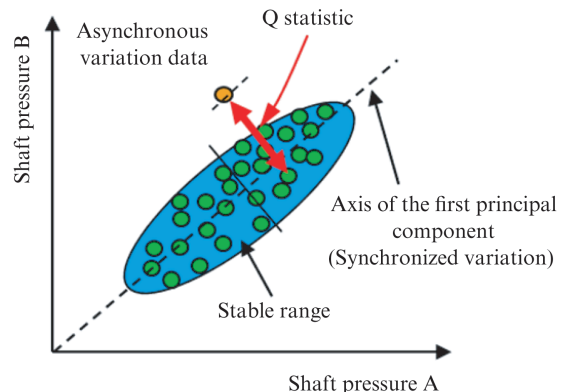


図11 Q 統計量を用いたシャフト圧異常検知 (2つのシャフト圧データの例)

Fig. 11 Anomaly detection of shaft pressure using Q statistics (Example of using only two shaft pressure data)

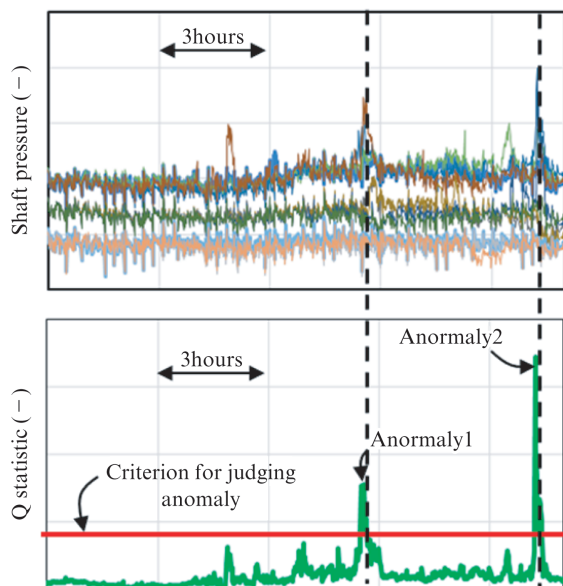


図 12 Q 統計量による異常検知例  
(上段: シャフト圧トレンド, 下段: Q 統計量トレンド)  
Fig. 12 Example of anomaly detection by Q statistics  
(Top: Shaft pressure data, Bottom: Q statistics data)

ライン解析で Q 統計量により異常検知した例を図 12 に示す。図 12 の上段はシャフト圧のトレンドデータを示している。また、図 12 下段はシャフト圧のトレンドに対応した Q 統計量トレンドである。シャフト圧が徐々に変動すると共に Q 統計量が増加し、一度目のシャフト圧群変動（異常状態）発生の約 10 分前に閾値を超えている。一度目のシャフト圧群変動後は Q 統計量が比較的高い状態が継続し、二度目のシャフト圧群変動の約 5 分前に Q 統計量が閾値を超えており、吹抜けのような大きなトラブルに至る前に高炉の異常な状況を捉えることができた。実操業においては、Q 統計量により異常を検知した場合に、羽口から炉内へ吹込む熱風の送風量を減らす減風アクションをオペレータへガイダンスするシステムを構築して運用中である。

## 5. 高炉 CPS

以上に述べたデータサイエンス技術は、高炉の CPS 化を視野に入れて開発を続けてきたものである。CPS 高炉では、実際の製造プロセスからセンサーデータを収集、解析し、さらに、リアルタイムでこれらのデータに基づいてモデル化された高度な仮想プロセスを構築する。仮想プロセスを導入することで、見ることでできない設備の内部状態を把握することや、将来の状態予測を行うことが可能となる。また、高炉の健全性の監視、異常予測の結果を実プロセスでの操業アクションにフィードバックすることにより安定した操業が実現できることに加えて、プロセスのネックが見えることで

生産性向上も期待できる。

高炉プロセスは複雑で、本論文に述べた技術は CPS 化の端緒にすぎない。今後も高炉におけるさまざまな事象について CPS 化を図り、実プロセスと仮想プロセスとの連携により、将来予測や操業判断へ反映していく所存である。

## 6. おわりに

高炉の装入前コークス粒度分布計を開発し、さらに炉熱ガイダンスシステムと異常検知ガイダンスシステムを構築した。

- (1) 粒度分布計は、高炉装入前のコークス粒度分布を測定することで、粒径が小さなコークスが増加しても炉況に影響がないよう、事前にアクションをとれるようにする。
- (2) 炉熱ガイダンスシステムは、2次元非定常モデルに基づく 8 時間先の溶銑温度を予測し、目標溶銑温度に近づくように微粉炭吹込み量または送風湿分の調整ガイダンスを行う。
- (3) 異常検知ガイダンスシステムは、複数のシャフト圧力データに対し主成分分析を行い Q 統計量によって異常を検知し、オペレータに減風をガイダンスする。

これらの技術を活用し、安定した効率的な高炉操業を支えている。

### 参考文献

- 1) 高橋幹二, 日本エアロゾル学会編. エアロゾル学の基礎. 森北出版, 2003, 240p.
- 2) Hashimoto, Y.; Sawa, Y.; Kitamura, Y.; Nishino, T.; Kano, M. Development and Validation of Kinematical Blast Furnace Model with Long-term Operation Data. ISIJ Int., 2018, vol. 58, p. 2210-2218.
- 3) Hashimoto, Y.; Kitamura, Y.; T. Ohashi, T.; Sawa, Y.; Kano, M. Transient model-based operation guidance on blast furnace. Control Eng. Practice. 2019, vol. 82, p. 130-141.
- 4) Hashimoto, Y.; Sawa, Y.; Kano, M. Online prediction of hot metal temperature using transient model and moving horizon estimation. ISIJ Int., 2019, vol. 59, p. 1534-1544.
- 5) Hashimoto, Y.; Okamoto, Y.; Kaise, T.; Sawa, Y.; Kano, M. Practical Operation Guidance on Thermal Control of Blast Furnace. ISIJ Int., 2019, vol. 59, p. 1573-1581.
- 6) 例 えば Otsuka, T. Nonlinear Receding-Horizon State Estimation with Unknown Disturbances. Trans. of the Society of Instrument and Control Engineers. 1999, vol. 35, p. 1253-1260.
- 7) 加納学. プロセス・ケモメトリクス—統計的プロセス管理とソフトセンサーへの応用—. 日本化学会情報科学部会誌. 2006, vol.24, no.2, p. 26-30.
- 8) 島本拓幸, 伊藤友彦, 西村望, 山口達也. Q 統計量を用いた高炉シャフト圧の異常検知. 材料とプロセス (CAMP-ISIJ). 2018, vol. 31, no. 2, p. 706.



伊藤 友彦



橋本 佳也



島本 拓幸