

データサイエンスによる高炉操業ガイダンス技術 その 2

Operation Guidance Technique of a Blast Furnace Using Data Science (Part 2)

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 (副部長)
坪井 俊樹	TSUBOI Toshiki	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 (係長)
益田 稜介	MASUDA Ryouyuke	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	
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

CO₂ 排出量削減につながる高炉の低還元材比操業では、炉況が不安定化しやすく操業トラブルに至る可能性もあることから、炉況を確認しながら操業することが重要である。しかし、従来のセンサー情報や高炉モデルによる解析だけでは確認が不十分であった。そこで JFE スチールでは高炉のサイバーフィジカルシステム化を目指し、炉内の可視化情報に基づいた操業ガイダンスを行うための技術として、装入コークスのリアルタイム粒度分布計、高炉物理モデルに基づく溶銑温度予測技術、さらには炉内圧力データによる炉況異常検知技術を開発した。これらの技術を用いて、オペレータへ操業ガイダンスとして示すことで、一層の安定操業に貢献している。

Abstract:

In blast furnace operation under low percentage of reducing material, which intends to reduce CO₂ emission, the furnace condition easily falls into unstable and in the worst case, serious trouble could occur. Therefore, it is important to operate the furnace with recognizing current condition. However, information from conventional sensors or analysis with the models were not still enough. Accordingly, in JFE Steel, the cyber physical system of the blast furnace has been constructed, and the particle size measurement technique of charging coke in real time, the prediction system of pig iron temperature based on blast furnace physical model, and furnace condition detection technique based on inner pressure data, have been developed as a guidance system based on the visualized inner furnace conditions. These techniques contribute to keep continuous stable operation by presenting the guidance to the operator.

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。今後、二酸化炭素の排出量削減に効果のある還元材比低減が要求される。

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、高炉で溶銑を 1t 製造するのに使用される還元材の量を還元材比、同じく溶銑を 1t 製造するのに使用されるコークスの量をコークス比と呼んでいる。コークスは高炉炉内でのスパ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、併せて還元反応とともに発熱して鉄鉱石の還元を促進し、溶銑やスラグを炉外へ排出しやすくする。

JFE スチールでは、低還元材比操業でも高炉の高効率操業を維持し、大規模な操業トラブルを回避するため、高炉の CPS (サイバーフィジカルシステム) 化を図っている。高炉 CPS では、実際の高炉から得られた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仮想高炉をサイバー空間に構築する。仮想高炉を導入することで、見ることのできない炉内状態の把握や、将来の状態予測が可能となる。また、高炉の健全性の監視、異常予測の結果を実高炉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、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 (図 1)。

前報¹⁾で紹介した高炉装入前コークス粒度分布計、溶銑温度予測技術、シャフト圧力データによる通気異常検知技術はそれぞれさらに高度化しており、当社の CPS 高炉の基盤となっている。本論文では、これらの技術についてさらに高度化、発展した点を中心に述べる。

2021 年 9 月 15 日受付

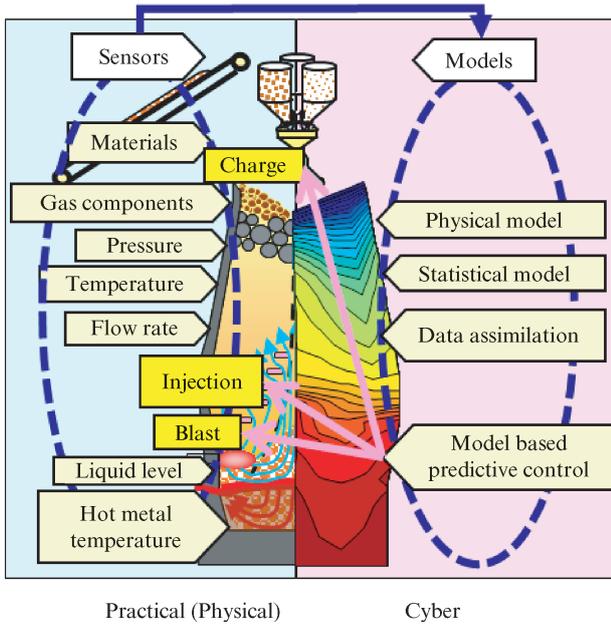


図1 高炉CPSの概要

Fig. 1 Schematic diagram of CPS blast furnace

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様々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、原料間の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度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回オフラインで篩分析していた。しかし、コークスの粒径はより短い周期で変動しているため、細かい粒径のコークスの割合が増したことが早くわかれば、炉況の悪化を未然に防ぐアクションを取ることができる。そこで、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した。

前報¹⁾で、レーザー距離計を用いた粒度計測アルゴリズムと粒度分布補正技術により、篩分析と計測の粒度分布の傾向を概ね一致させることが可能なことを示した。しかし、高炉装入コークスには、5 mm以下の粒径の、粉と呼ばれるコークスが粗粒コークス表面に水分を介して付着しており、従来のレーザー距離計を用いた技術ではこの付着粉の粉率計測が困難だった。そこで、付着粉が水分を介して付着するという物理現象から着想してカメラの画像輝度を用いた手法を新たに考案し、粉率を計測できるようにした。従来のレーザー距離計にカメラを加え、ハイブリッド構成にすることで、全ての粒径範囲の粒度分布を算出可能とした。

2.1 コークス粒度分布計の概観

コークス粒度分布計の構成と測定フローを図2に示す。コークス粒度分布計は、レーザー距離計とカメラのハイブリッド構成になっている。レーザー距離計を用いて、コンベ

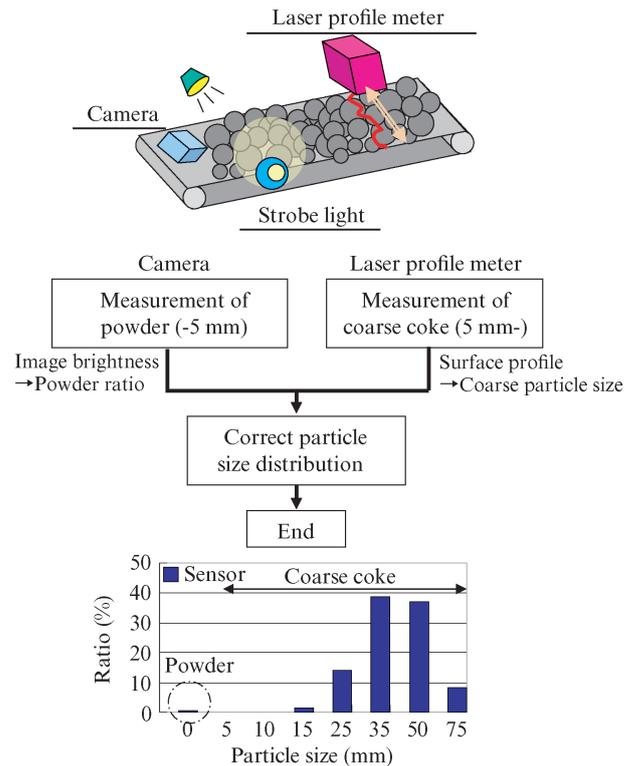


図2 粒度分布計の構成と測定フロー

Fig. 2 Sensor configuration and measurement flow of particle size distribution of coke

ア上コークスの表面形状プロファイルを取得し、画像処理を利用してプロファイル内から粒子を検出、さらに表層のみを抽出し、各々の粗粒コークス粒径を算出する¹⁾。そして、コークスが球体かつ密度が一定であると仮定し、粒径から計算した各粗粒コークス重量から、各粒径の重量割合である粒度分布を求める。この粒度分布のうち、5 mm以下の粉の重量割合を特に粉率と呼ぶ。しかし、レーザー距離計の光学分解能には限度があるため、単独では付着した粉は微小すぎて計測できないという課題があった。一方で、カメラも単独では分解能が足りないため、後述するカメラ輝度を用いた推定処理により解決を図った。そして2つのセンサー情報を足し合わせ、統計的に粒度分布を補正¹⁾することで、全ての粒径範囲の粒度分布を算出可能とした。

2.2 粉率計測原理

付着粉が水分を介して付着するという物理現象から着想して、カメラ輝度を用いた計測手法を新たに考案した。図3に粉率計測原理を示す。①は人手で分析したコークスの含水率と粉率の関係を表している。含水率は、JIS法に定められた乾燥分析により算出した。①が示すとおり、コークス含水率が増加すれば、粉率は増加している。これは、コークスの水分が増えると、粉がコークスに付着しやすくなることを表している。②はコークスの含水率が2%と10%の場合のコークス表面の測定画像である。コークスの含水率が増

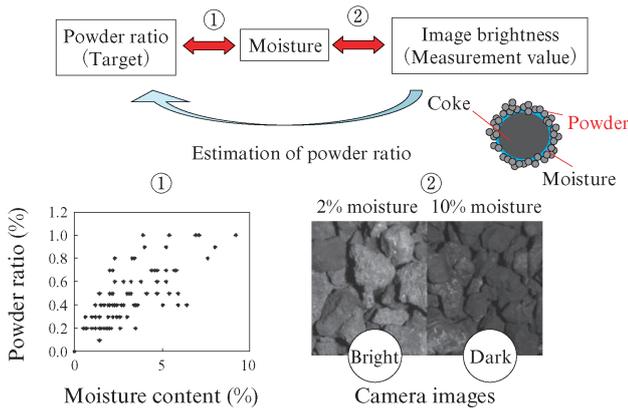


図3 粉率計測原理

Fig. 3 Measurement principle of powder ratio of coke

加すれば、画像の輝度が減少していることがわかる。一般に、物体からの反射光には拡散反射成分と鏡面反射成分の2種類が存在する。拡散反射成分は反射面で全ての方向に均等に散乱される光である。鏡面反射成分は入射光が特定の方向に強く反射される光である。含水率が上昇すると、物体表面が水分で覆われ表面では鏡面反射成分が強まり、反対に拡散反射成分が弱まることが知られている²⁾。カメラは主に拡散反射成分を捉えているので、含水率が上昇すると、拡散反射成分を反映した画像輝度が低下するものと考えられる。

以上2つの関係を利用し、水分を介することで、照明とカメラを用いて撮像したコークス画像の輝度から粉率を推定した。

2.3 実機オンライン試験

実際の高炉装入コークスを用いて測定原理を検証するため、西日本製鉄所倉敷地区第3高炉のコークスコンベアにカメラを設置して実機試験を行った。また比較用として、水分を介して粉を計測できる可能性のある、既設の中性子水分計の水分値も収集した。中性子水分計は、中性子線源から照射された中性子が原料ホッパー内のコークスを一部透過し、水分に応じて反射し、検出器で検出され、その反射量から水分値が算出されるものである。

篩分析で得られた粉率と測定カメラ輝度との関係および中性子水分計水分値との関係を図4 (a), (b) に示す。図4 (a) が示すとおり、粉率と輝度との決定係数 $R^2=0.61$ 、誤差の標準偏差 $\sigma=0.15\%$ とリアルタイムに画像輝度から粉率が計測できることがわかった。試験期間中の一次評価データでは、通常操業時の篩分析で得られた粉率の変動に対する誤差が十分小さいことから、高炉操業に活用できる精度があることを確認できた。

また図4 (b) が示すとおり、中性子水分計を利用しても決定係数 $R^2=0.36$ 、誤差の標準偏差 $\sigma=0.20\%$ と計測可能ではあるが、カメラ輝度を用いた手法の方が高精度である。

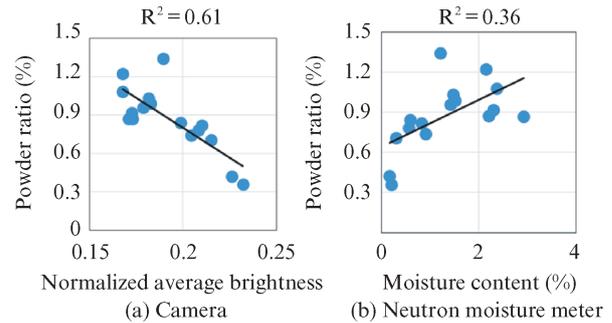


図4 各々の指標による粉率推定結果

Fig. 4 Correlation between powder ratio and each index

粉が水分を介して付着するという現象から、粉の付着に寄与する水分は、コークス内部の水分ではなく表面の水分であることから、表面水分を反映した手法が粉率計測に適していると考えられる。中性子水分計の原理上、中性子はコークスを透過するため、表面水分に加え内部水分も計測することになる。一方で、カメラは可視光の反射を捉えており、カメラ輝度はコークス表面の水分にのみ感度がある。そのため、カメラ輝度の方が粉率の推定精度が高かったと考えられる。

このように、粉率計測用のカメラを追加することで全ての粒径範囲の粒度分布を把握できるようになり、より一層適切な高炉操業が可能となった。

3. 溶銑温度制御ガイダンスシステム

当社は、高炉物理モデルによる8時間先の溶銑温度予測に基づいた操業ガイダンスシステムを構築し、社内の全高炉に導入し活用している³⁾。本章では、溶銑温度を一定に保つためのオペレータの操業アクションを模擬するモデルを作成し、溶銑温度制御ガイダンスシステムに組み込むことで、溶銑温度ばらつきをさらに低減させた内容について述べる⁴⁾。

3.1 溶銑温度制御ガイダンスシステムの課題とアプローチ

既報³⁾の溶銑温度制御ガイダンスシステムで使用する物理モデルは、原料降下速度の変動など、物理モデルで表現が困難な外乱が発生した場合に制御性能が低下する課題があった。一方、熟練オペレータは、劣悪な操業条件においても、炉頂ガス温度や羽口埋込温度などのセンサー情報に基づき、適切な操業アクションを取れる。そこで、熟練オペレータの溶銑温度制御のために取る操業アクションそのものをモデル化する、オペレータ行動モデルを構築することとした。

オペレータは、プロセス変数の推移を視覚的に捉えて操

業アクションを決定している。そのため、画像処理の分野で活用例の多い畳み込みニューラルネットワーク (Convolutional Neural Network: CNN) を用いた。

3.2 オペレータ行動モデルの構築

表1にオペレータが溶銑温度制御のアクション決定で参考にする主要プロセス変数を示す。このうち、装入速度 (Loading rate) とは、1時間あたりの炉頂から投入する原料のチャージ数であり、原料の降下速度を表す指標である。装入速度が上昇すると鉄鉱石が十分に還元されることなく炉下部に到達するため、溶銑温度が低下する可能性が高くなる。また、炉下部の円周方向に40本程度設置された羽口には熱電対が埋め込まれており、测温値の平均値を羽口埋込温度 (Tuyere temperature) と呼ぶ。羽口埋込温度は、炉内のコークス充填層や溶銑からの輻射の影響を受けるため、溶銑温度に先行して変化する傾向がある。

オペレータは、1日程度遡って主要プロセス変数の推移を見て、過去に実施した操業アクションの溶銑温度への影響度や、溶銑温度との相関の高いプロセス変数を把握する。さらに、直近数時間程度の主要プロセス変数の推移により将来の溶銑温度の変化を予測し、操業アクションを実施する。

オペレータ行動モデルでは、主要プロセス変数の推移に関する情報を入力する。30分平均値の操業データを用いて、プロセス変数ごとに直近32時間分のデータを標準化して並べた2次元の行列を用意した。

オペレータの一度あたりの操作量はほぼ一定であるため、操作量の定量的な予測は実施せず、オペレータの操業アクションの方向性を出力することとした。そこで、溶銑温度上昇アクション、溶銑温度低下アクション、様子見の3つのラベルを各データに与えた。ただし、オペレータの誤ったアクションを模擬することを防止するため、誤った操業アクションであると判断したケースはあらかじめ学習データから除外した⁴⁾。

続いて、作成した行列を横軸が時間、縦軸がデータ項目の画像としてCNNに入力した。CNNは、畳み込み層、プーリング層、全結合層の3種類の層からなる。畳み込み層では、長方形の重み行列であるフィルターによる畳み込み演算、および非線形関数による活性化を行う。本研究で

表1 オペレータが参考にする主要プロセス変数

Table 1 Process variables that operators consider important

No.	Variable	Unit
1	Control error of hot metal temperature (HMT)	℃
2	Coke rate	kg/t
3	Top gas temperature	℃
4	Loading rate	ch/hour
5	Tuyere temperature	℃

表2 CNNのネットワーク構造

Table 2 Network architecture of CNN

Layer	Patch size	Stride	Output feature map size	Activation function
Data			64×5	
Conv1	5×1	1	60×5	ReLU
Pool	2×1	2	30×5	
Fc1			1×2	ReLU
Fc2			1×3	Softmax

は、畳み込み演算は時間軸に対してのみ実施し、活性化関数としてReLU (Rectified Linear Unit) 関数を採用した⁵⁾。さらに、プーリング層でダウンサンプリングを行う。最後に全結合層による重みづけを行い、Softmax関数により溶銑温度上昇アクション、溶銑温度低下アクション、様子見の3クラスの確率を出力する。表2に今回用いたCNNのネットワーク構造を示す。Conv, Pool, FCはそれぞれ、畳み込み層、プーリング層、全結合層を意味する。全ての層は直列に連結されている。

オペレータ行動モデルでは、溶銑温度上昇アクションの確率から溶銑温度低下アクションの確率を差し引いた値をアクション予測値とした。そして、アクション予測値が上限値を上回った場合は溶銑温度上昇アクション判定、下限値を下回った場合は溶銑温度低下アクション判定とした。

3.3 実操業データを用いた検証結果

西日本製鉄所倉敷地区第2高炉の2019年の操業データに対して前節で述べた前処理を行った、30分ごとの6000点のデータを用意した。そして、最初の5400点を学習用データ、300点をCNNのハイパーパラメータのチューニングのための検証用データ、残りの300点をテスト用データとして、オペレータ行動モデルの予測性能を評価した。

図5にオペレータ行動モデルの検証結果を示す。図5における赤線は、オペレータ行動モデルで出力されたアクション

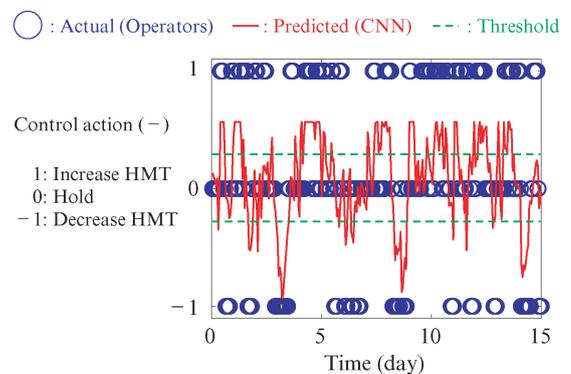


図5 オペレータによるアクションとCNNによる予測アクションの比較

Fig. 5 Comparison between actual and predicted actions

表3 オペレータ行動モデルの混同行列

Table 3 Confusion matrix of operator model

		Predicted action by CNN		
		Up	Stay	Down
Actual action by operators	Up	20.7%	18.7%	0.3%
	Stay	12.0%	22.7%	7.0%
	Down	0.7%	4.0%	14.0%

ン予測値を示す。また、青のプロットは実際にオペレータが実施したアクションを意味する。オペレータのアクションと、オペレータ行動モデルによるアクション予測値の傾向は、概ね合致した。

図5の緑線を閾値として、オペレータ行動モデルによる溶銑温度上昇アクション判定、溶銑温度低下アクション判定、様子見判定の分類を混同行列にまとめた結果を表3に示す。閾値は、実際のアクションと予測アクションの、テスト用データの全データ数に対する割合が同一となるように決定した。オペレータ行動モデルによる判定と実際のアクションとの合致率は57.3%、オペレータ行動モデルによる判定と実際のアクションの方向が逆となった割合は1%未満であり、良好な予測精度であることが示された。

3.4 実操業における評価結果

既報の物理モデルによるモデル予測制御に基づいた溶銑温度制御ガイダンスシステムに、今回開発したオペレータ行動モデルを組み込んだ。物理モデルによる制御アクション、オペレータ行動モデルによる制御アクションおよびガイダンスシステムの最終出力である推奨アクションとの関係を表4に示す。表4のとおり、物理モデルによる制御アクションとオペレータ行動モデルによる制御アクションとが反対の方向である場合は、推奨アクションの様子見としている。

西日本製鉄所倉敷地区第2高炉で、オペレータ行動モデルを追加した溶銑温度制御ガイダンスシステムの長期運用試験を実施した。図6に、オペレータ行動モデルの導入有無による、ガイダンスシステムの溶銑温度制御精度の評価結果を示す。オペレータ行動モデルを追加したガイダンスシステムの溶銑温度制御偏差の根二乗平均値は、オペレータ行動モデルのない従来のガイダンスシステムと比較して1.5℃低減した。したがって、オペレータ行動モデルの導入

表4 ガイダンスシステムの推奨アクション

Table 4 Recommended control action by the guidance system

		Transient model-based control		
		Increase	Hold	Decrease
Operator model-based control	Increase	Increase	Increase	Hold
	Hold	Increase	Hold	Decrease
	Decrease	Hold	Decrease	Decrease

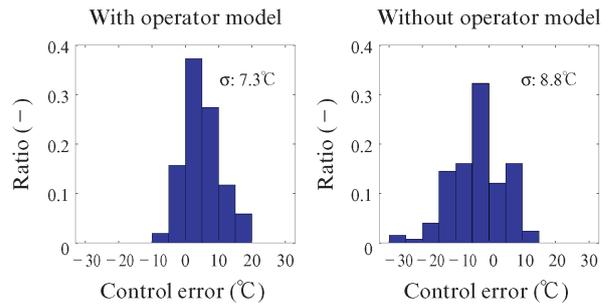


図6 溶銑温度の制御精度

Fig. 6 Control accuracy of hot metal temperature

により、ガイダンスシステムによる溶銑温度ばらつき低減効果が高まったといえる。オペレータ行動モデルを組み込んだ溶銑温度制御ガイダンスシステムは、当社の複数の高炉で工程使用されている。

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で、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発生の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炉内原料の崩れが発生し、後々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、従来の操業で行っている通気抵抗値に対して閾値を設けて監視する方法だけでは、将来吹抜けにつながるような異常が必ずしも把握できないため、オペレータが異常に気付くのが遅れたり、異常を見逃したりする可能性がある。

当社は、これまで炉体表層円周方向かつ高さ方向に設置されたシャフト圧力計データ群を入力として、多変量統計的プロセス管理 (MSPC)¹⁾ の手法である Q 統計量を適用した通気異常検知手法、ガイダンスシステムを開発してきた^{1,6)}。

図7はシャフト圧力計群から得られる炉内圧力データの時間変化を示している。既開発の異常検知手法では、通気状態が悪化する図7右にあるようなシャフト圧力群の同期性の乱れを Q 統計量手法で一元指標化して、それに対して閾値を設けて異常判定を行っている。

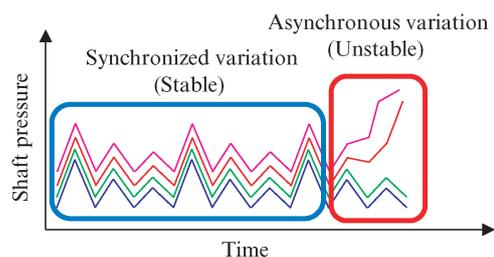


図7 シャフト圧力の正常および異常時の変化

Fig. 7 Shaft pressure change in normal/anomaly operation

4.1 Q 統計量を用いた予兆検知

Q 統計量に対して閾値で異常判定することで、吹抜け前など比較的シャフト圧群のバラつきが大きい状態は検知可能であるが、更にバラつきが小さめな「予兆」を捉えられれば、トラブルの最小化が可能と考えられる。そこで Q 統計量を利用した異常予兆を捉えるカウント方式の予兆検知手法を開発した。Q 統計量を利用した3つの異常検知手法を図8に示す。

4.2 Q 統計量による予兆検知例

前節で示した3つの手法のいずれかにより、過去3年間に高炉で発生したすべてのトラブルの予兆を捉えることが可能であることを確認した。一例として、実際にシャフト圧が大きく変動したケースについて、カウント方式の予兆検知をオフラインで検証した結果を図9に示す。図9上段はシャフト圧のトレンドデータ、下段はQ統計量トレンドである。シャフト圧の変動がやや大きくなるとともにQ統計量のレベルも上昇してカウント用の閾値を超えている。閾値超え後、設定した15分間を経過した図中d)のタイミング

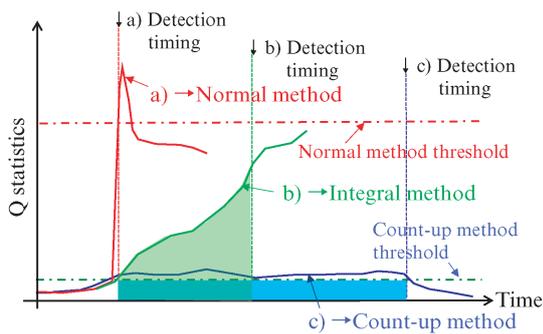


図8 Q 統計量挙動による異常検知パターン

Fig. 8 Anomaly detection methods using Q statistics

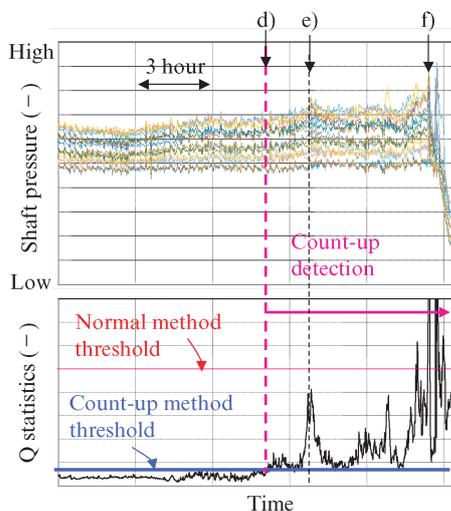


図9 Q 統計量挙動による異常予知例

Fig. 9 Example of anomaly prediction using Q statistics

で異常予兆を検知し、その検知が継続している。その後、シャフト圧変動がやや大(図中e))となり、さらにQ統計量が閾値越えのまま上昇していき、図中f)のタイミングでシャフト圧変動大で減風に至っている。

本例では、カウント方式で、トラブルに至る約6時間前に高炉の異常の「予兆」を捉えることができた。なお、既開発のQ統計量手法(図8a))による異常検知は24分前であった。実操業では、図8に示す3つの手法のいずれかにより異常予兆を検知した場合に、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。本ガイダンスシステムは現在、全ての高炉で実運用中である。

5. おわりに

以上のとおり、コークス粒度分布計、溶銑温度制御、通気異常ガイダンスを高度化してCPS高炉のレベルアップを図った。これにより高炉操業のさらなる高効率化、安定化を達成できる見込みである。なお、高炉CPSは今後も継続的に高機能化を図っていく予定である。

参考文献

- 1) 伊藤友彦, 橋本佳也, 島本拓幸. データサイエンスによる高炉操業ガイダンス技術. JFE 技報. 2020, no. 45, p. 19-25.
- 2) 平間昭信, 岩城圭介, 築地功, 矢島哲司. 輝度計を用いたドライミクストコンクリートの含水量測定方法に関する研究. コンクリート工学年次論文集. 2007, vol. 29, no. 2, p. 439-444.
- 3) Hashimoto, Y.; Okamoto, Y.; Kaise, T.; Sawa, Y. Practical operation guidance on thermal control of blast furnace. ISIJ Int.. 2019, vol. 59, p. 1573-1581.
- 4) Hashimoto, Y.; Masuda, R.; Yasuhara, S. An operator behavior model for thermal control of blast furnace. ISIJ Int.. 2022, vol. 62, no. 1, p. 157-164.
- 5) Nair, V.; Hinton, G. E. Rectified linear units improve restricted boltzmann machines. Proceedings of the 27-th international conference on machine learning (ICML-10). 2010, p. 807.
- 6) 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



坪井 俊樹



益田 稜介



島本 拓幸