

# JFE スチール西日本製鉄所（倉敷地区）第 7 連続铸造機における大断面スラブ製造技術およびデータ活用によるトラブル予兆監視

## Large-Section Slab Manufacturing Technology and Predictive Trouble Monitoring Using Data at No. 7 Continuous Casting Machine in West Japan Works (Kurashiki), JFE Steel

鎌田 航平 KAMADA Kohei JFE スチール 西日本製鉄所（倉敷地区）製鋼部 製鋼技術室 主任部員  
原田 洋平 HARADA Yohei 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  
西村 隆 NISHIMURA Takashi 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 主査研究員

### 要旨

JFE スチール西日本製鉄所（倉敷地区）製鋼部第 2 製鋼工場では 2021 年 6 月に第 7 連続铸造機（以下、連铸機）が稼働した。第 7 連铸機は厚板素材を中心とした高品質ニーズに応えるべく電磁ブレーキ機能および軽圧下機能を搭載し、垂直未凝固曲げ連铸機としては世界初となる最大スラブ厚 460 mm での铸造が可能で連铸機である。また設備保全の点についても、設備異常を早期に発見し設備トラブルや品質異常を未然防止するために、新たに最新の ICT やデータサイエンス技術を適用した設備状態監視による異常診断技術を取り入れている。本稿では第 7 連铸機の操業実績および設備状態監視技術について報告する。

### Abstract:

In June 2021, No. 7 continuous casting machine in No. 2 Steel Plant of JFE Steel's West Japan Works (Kurashiki Division) started operation. This No. 7 casting machine is equipped with an electromagnetic brake and a light reduction function to meet the needs for high quality plate products. It is the world's first vertical type machine with bending capabilities of unsolidified slab with a maximum slab thickness of 460 mm. For maintenance, abnormality diagnostics by condition monitoring was incorporated to detect and prevent equipment troubles and quality abnormalities at an early stage by applying the latest ICT and data science technologies. In this report, operation results and the condition monitoring technology of the 7th casting machine are introduced.

## 1. はじめに

2021 年 6 月に JFE スチール西日本製鉄所（倉敷地区）第 7 連続铸造機（以下、倉敷 7 連铸）が稼働を開始した。図 1 に近年の世界の連铸機の稼働開始時期と铸造可能な最大スラブ厚を示す。铸造後の 1 次圧延プロセスの省略や製品厚の増大等のニーズが高まり、1995 年以降、铸造可能厚が 300 mm 付近から増大している。倉敷 7 連铸では垂直未凝固曲げ型連铸機として世界最大厚の 460 mm 厚スラブが铸造可能である。本稿では倉敷 7 連铸の生産状況、460 mm 厚スラブの品質および生産性向上を目的として倉敷 7 連铸に導入した新技術に関して報告する。

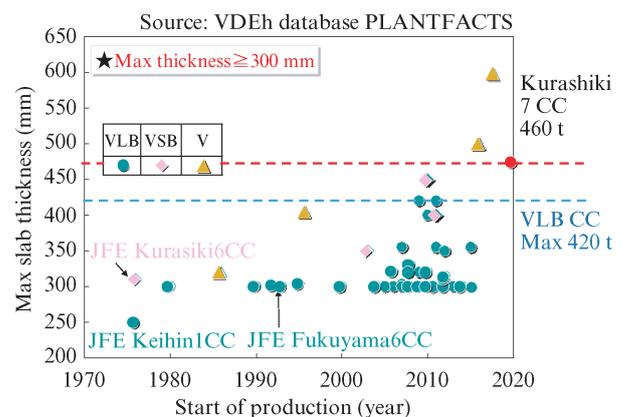


図 1 連铸機におけるスラブ最大厚の変遷

Fig. 1 Change in maximum slab thickness in continuous casting machines



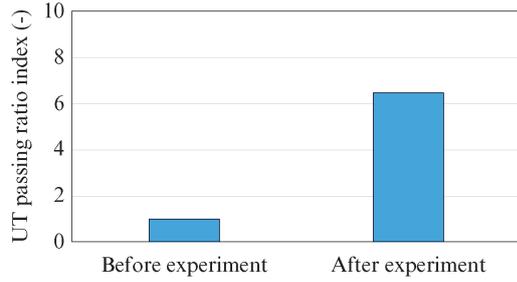


図4 実験前後の UT 合格率変化  
Fig. 4 Change in UT pass rate

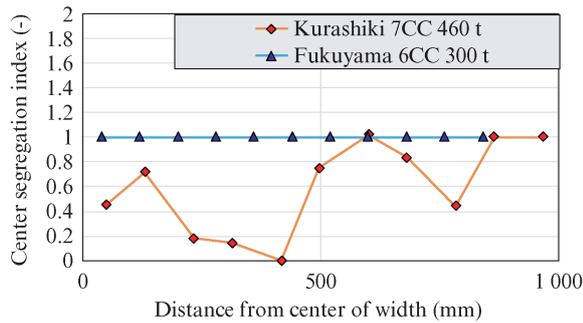


図5 既設連鋳機と7連鋳の中心偏析粒個数比較  
Fig. 5 Comparison of center segregation particles

きた。鋳片内部に発生したポロシティが圧着することで、UT 検査条件を満たした大断面スラブを製造できるようになった。

## 4. 倉敷7連鋳に導入した生産性向上技術

### 4.1 Q 統計量による BO 予知技術

#### 4.1.1 BO 予知システム

本節では、倉敷7連鋳で、新たなアプローチとして多変量統計的プロセス管理 (MSPC)<sup>2)</sup> の手法である Q 統計量を用いた BO 予知システムを構築した結果、従来手法に比べて良好な正検知率を得られた事例を報告する。

連続鋳造の操業において BO を抑止することは長年の課題である。BO の典型例である拘束性 BO は、メニスカス近傍で鋳片の一部が鋳型に拘束された後、引き抜かれることによりシェルが破断、破断部に溶鋼が流入し凝固するという一連のサイクルが繰り返されることで、破断部位が鋳型下部に到達し発生する<sup>3)</sup> と言われている。従来から拘束性 BO の発生時に、上記のメカニズムの過程で鋳型に急激な温度変動をもたらすことが知られていたため、鋳型の急激な温度変動や、鋳造方向・幅方向に設けた複数の温度の関係性をもとに BO 予知システムが構築されていることが多い<sup>4,5)</sup>。しかし操業中には、モールドパウダーの溶融状態、凝固シェルと鋳型間のエアギャップの状況により、鋳造方向温度関係の崩れや不安定な温度に起因する誤検知が多く、正検知率は 40~60%程度にとどまり、生産性に影響を与えていた。

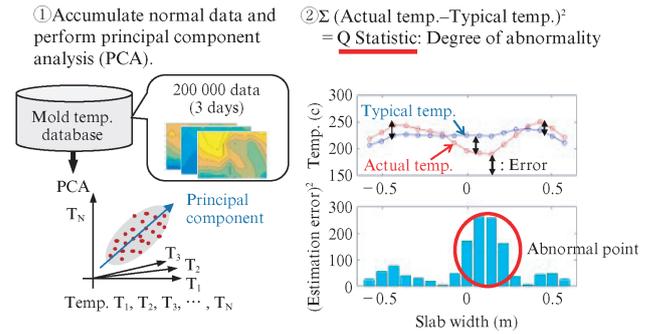


図6 Q 統計量による BO 予知システム概要  
Fig. 6 Overview of BO prediction by Q statistics

#### 4.1.2 Q 統計量 BO 予知システム

多変量統計的プロセス管理を用いた BO 予知システムの手法の概要を図6に示す。

鋳型内の温度を使って主成分分析 (PCA) によりセンサごとの温度の相関関係をあらかじめ導出する。次に得られた主成分から、次元圧縮により実際のセンサ数よりも少ない次元でかつ十分な数量の主成分を選択し、鋳型温度の代表的な温度分布を主成分で表現できるようにする。そして、得られた主成分により表現される代表的な温度分布と、実際の温度分布の二乗予測誤差 (Q 統計量と呼称) を取得する<sup>6)</sup>。Q 統計量が閾値内にある場合は、鋳型温度同士の相関関係が保たれていると言えるため、異常な状態ではないと判断する。一方 Q 統計量が閾値を超えた場合は、一部の温度が他のものの傾向と異なるため全体として異常な状態であり、BO 発生リスクありと判定し、凝固シェル生成のために緊急減速して BO 発生を抑止する。

このように多変量統計的プロセス管理では多数のセンサ挙動の異常性を単一のパラメータで管理できる。従来の予知システムと比較して定義するパラメータの数を減らせることから、システムの保守性の向上にも貢献できる。また典型的温度と実温度の乖離が大きい部分で異常の発生が疑われることから、従来型 BO 予知と同様に発生個所の推定も可能である。

#### 4.1.3 Q 統計量 BO 予知適用結果

実機において Q 統計量で BO 予兆を検知した事例を図7に示す。横軸は時刻、上図縦軸 (左) は鋳造方向3か所における複数点の熱電対温度、上図縦軸 (右) は鋳込み速度・BO フラグ、下図縦軸は Q 統計量変化率を表す。図中 7:36 頃に中段温度で一部の温度が低下する傾向がみられ、Q 統計量が閾値を超え BO 予知フラグが立ち鋳造速度が低下している。この時検知したスラブ表面を鋳造完了後に検査したところ、図8に示すような鋳型内部に鋳片拘束による溶鋼漏れの痕跡が認められ、BO 予知が正検知であることを確認した。

倉敷7連鋳では、稼働当初から、閾値調整などのパラメータ調整後、Q 統計量 BO 予知システムの工程利用を開

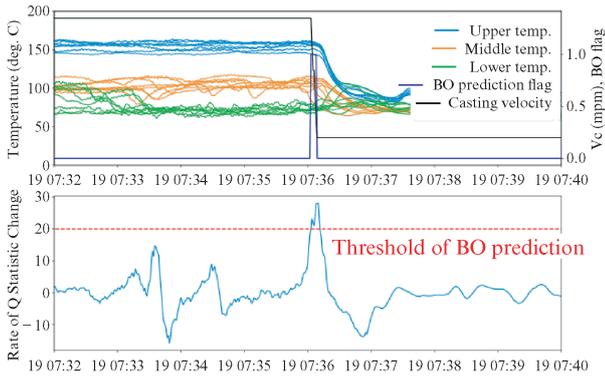


図7 BO 予知検知事例  
Fig. 7 Detection example

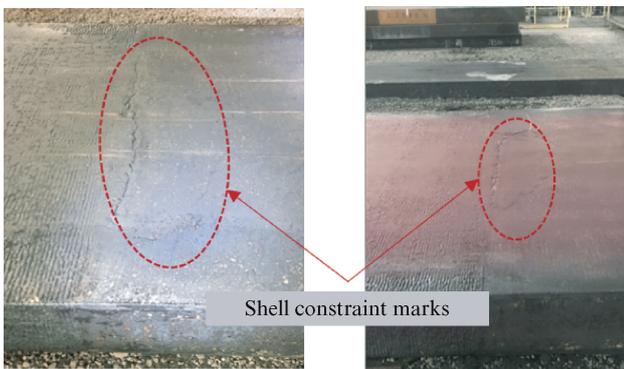


図8 検知スラブ観察事例  
Fig. 8 Picture of defect-detected slab

始している。その後、検知後のスラブ検品により集計したところ、正検知率は90%以上であり、従来のBO予知システムに比べて誤検知を大きく削減できた。本技術は従来のBO予知技術と比べて優位なことが確認できたため、今後ほかの連続鋳造機にも順次展開していく予定である。

## 4.2 J-dscom<sup>®</sup>による設備監視

本節ではデータサイエンス技術の1つとして倉敷7連鋳に導入した設備異常予兆診断システムJ-dscom (JFE detecting anomaly signs and color mapping system) について説明する。設備や操業の異常は、生産性や品質に大きな影響を与えるため、その抑止は重要な課題である。J-dscomはすでに熱延<sup>7)</sup>、焼結<sup>8)</sup>などに導入され、設備異常予兆検知に貢献している。

### 4.2.1 異常診断の手法

J-dscomは、図9に示すとおり、監視対象とするデータの規模に応じて、レベル別の階層型異常検知手法を実装した。

下位の計器レベルの監視では、図10(a)に示すように、統計的な手法や設定した閾値による上下限管理を行う。対象となるデータは、各種モータの振動値や温度、ロールギャップなど比較的単純なものである。

中位の機器レベルは、図10(b)に示すデータ駆動型モデ

ル(DBM: Data Base Models)による変数間相関監視を主要な監視手法として導入した。複数のデータが連動して変動する設備を対象とし、判定対象の計測値を取得した際、あらかじめ登録した過去の正常実績との差分を求める。この差分を正常状態からの逸脱度として監視し、閾値を超えると異常と判定する。線形・非線形を問わず、変数間に一定の関係がある設備であれば監視対象となる。倉敷7連鋳では、冷却の流量計や駆動ロールを主な対象とした。

上位の全体レベルは、扱う変数項目が数百以上と膨大になるため、図10(c)に示すビッグデータ解析に有利なスパースモデリングの一種であるLasso回帰<sup>9)</sup>に基づく手法を導入した。Lasso回帰によれば、微小な影響係数がゼロとなるため、不要な説明変数を大幅に削減できる。

いずれの監視レベルも正常時の基準に対するはずれ度合いを異常度として指標化した。

### 4.2.2 システム構成

本システムの構成を図11に示す。このシステムは、エッ

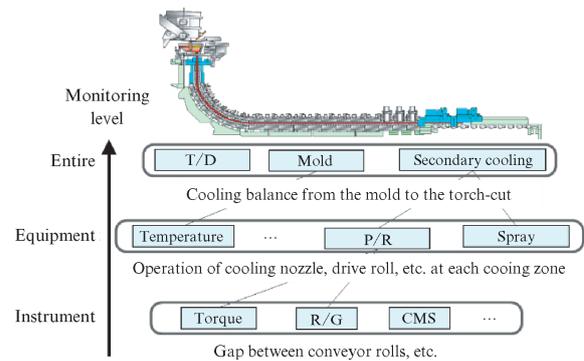


図9 レベル別異常予兆監視  
Fig. 9 Anomaly prediction monitoring by levels system

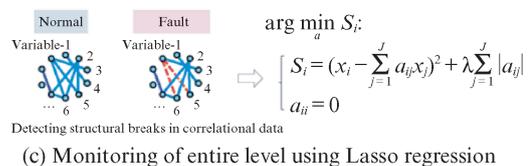
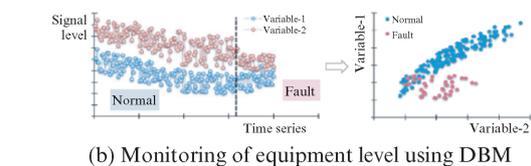
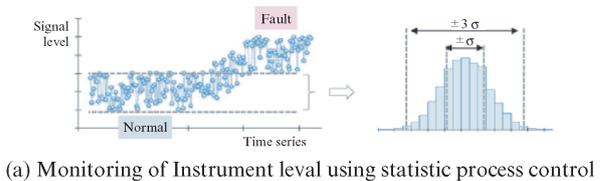


図10 対象のデータ規模に応じた異常検知手法の適用  
Fig. 10 Techniques based on data scale

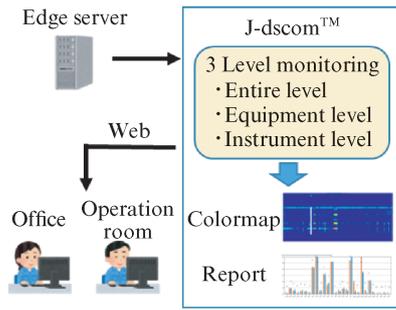


図 11 システム構成

Fig. 11 System configuration

ジサーバによりセンサ群からデータを集約し、監視方法に応じて前処理した後、その結果を演算して出力する。監視対象が膨大なため、異常度の経時変化をカラーマップに表示し、効率的な監視を可能にする。さらに、定期的に監視結果を集約し、レポートを自動作成する機能を実装した。これにより、異常度の変化を関係者と共有し、適切な対応を促すことができる。このシステムは、操作室や事務所など、Web ブラウザが利用可能な場所であれば閲覧可能である。

#### 4.2.3 異常検知例

本項では、機器レベル監視による冷却水の流量監視異常検知の実施例を2例示す。

まず、モールド冷却水の制御量と流量の関係をモデル化した。図 12 に示すように、ある時点を境に急激に異常度が増加したことが確認できた。また、異常時は、制御量が通常よりも多いことが判明した。詳細な調査の結果、バルブの交換が原因であることが分かったため、水量の調整を行い正常に復帰した。

次に、上下に配置された軸受の冷却水流量の監視事例を示す。隣接する同型の軸受が対象であり、同等に冷却されることを利用し、その関係をモデル化した。図 13 に示すように、異常度は初め徐々に変化した後、急激に増加した。調査の結果、下側の軸受冷却水流量が低下していたことが判明し、水漏れが要因と推察された。その後、部品を交換することにより正常に復帰した。

## 5. おわりに

2021年に稼働した倉敷7連続は垂直未凝固曲げ型連続鋳機の中では世界最大厚となる460mm厚のスラブが鋳造可能である。高品質の大断面スラブを高い生産性で鋳造できるように、本稿で紹介した技術をはじめ、さまざまな技術を倉敷7連続に導入した。

#### (1) スラブ軽圧下技術

460mm厚スラブの品質課題であったポロシティ欠陥の圧着を目的としてスラブ軽圧下を実施した。条件を最適化した結果、大単重材の圧延後UT検査合格率が約6.5倍まで改

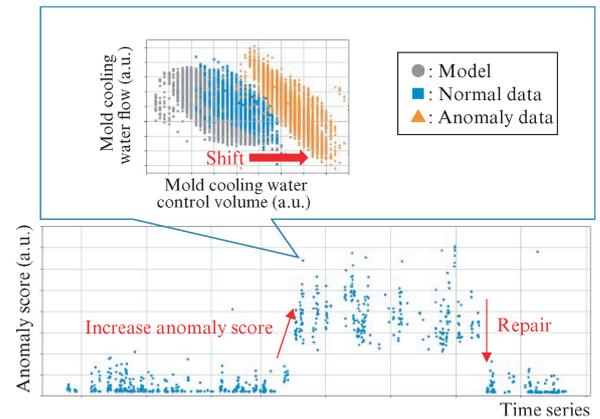


図 12 モールド冷却水の検知事例

Fig. 12 Detection example: Mold cooling water

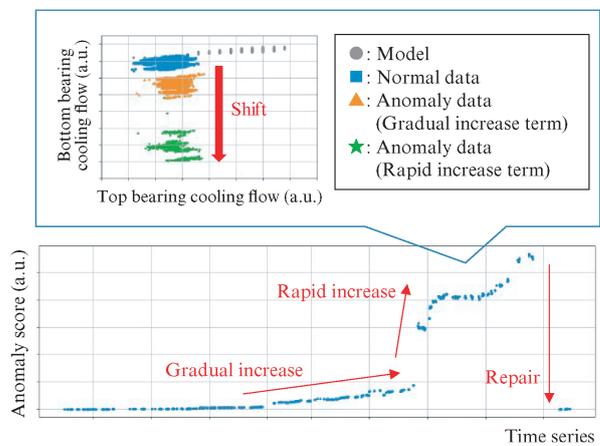


図 13 軸受冷却水の検知事例

Fig. 13 Detection example: Bearing cooling water

善した。

#### (2) Q 統計量による BO 予知

従来の BO 予知技術と異なる Q 統計量を用いた鋳型内温度監視システムを構築したことにより、鋳片拘束の正検率は90%まで向上し、BO発生によるダウンタイム並びに検知時の非常減速による鋳込みロスタイムを削減した。

#### (3) J-dscom®による設備監視

単体の計器レベル、中位の機器レベル、上位の全体レベルと連続機を階層ごとに監視し、設備の異常予兆を検知する J-dscom を7連続に導入したことにより、操業トラブル・品質トラブルが発生する前に設備補修を実施し、未然にトラブルを防止できるようになった。

#### 参考文献

- 1) 萩林成章. 連続鋳片の中心偏析生成機構および中心偏析モデルの現状と課題. 山陽特殊製鋼技報. 2012, vol. 19, p. 2-14.
- 2) 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.
- 3) 糸山誓司, 垣生泰弘, 反町健一, 越川隆雄. 連続時における拘束性ブレークアウトについて (第2報: 発生機構). 材料とプロセス. 1979, vol. 65, no. 4, S167.

- 4) Tsuneoka, A.; Ohashi, W.; Ishitobi, S.; Kataoka, T.; Tenma, M. Measurement and control system of solidification in continuous casting mold. *Steelmaking Conference Proceedings, AIME, 68th, Detroit*. 1985. P.3-10.
- 5) 糸山誓司 鷲尾勝, 西川廣, 山中啓充, 田中修二, 藤井徹也. 高速スラブ連铸時における铸型铸片間の摩擦力低減と拘束性ブレークアウト防止. *鉄と鋼*. 1988, vol. 74, no. 7, p. 1274-1281.
- 6) 益田俊介, 西村隆, 橋本佳也, 平田丈英. Q 統計量を用いた連铸ブレークアウト予知システム. *材料とプロセス*. 2023, vol. 36, no. 1, p. 145.
- 7) 平田丈英, 蜂谷由佳子, 鈴木宣嗣. データサイエンス活用の異常予兆監視技術. *JFE 技報*. 2020, no. 45, p. 14-18.
- 8) 竹内直幸, 松下昌史, 祇園弘貴, 宮沢徹, 橋本健, 深川謙一. 福山第3焼結機建設とDS技術の適用. *JFE 技報*. 2022, no. 49, p. 74-79.
- 9) Tibshirani, R. Regression Shrinkage and Selection via the Lasso. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, 1996, vol. 58, issue. 1, p. 267-288.