画像認識を活用したビレット表面疵判定とホットスカーフ 溶削量の削減

Detection of Surface Defects on Billets Using Image Recognition and Reduction of Hot Scarfing Removal

高木 健太 TAKAGI Kenta JFE スチール 棒線事業部 仙台製造所 棒線部 棒線技術室 主任部員

要旨

画像認識 AI を用いて, ビレットの磁粉探傷画像から疵の種類を自動で判定するシステムを導入した。AI モデル による判定の後に決定木による再判定を行うことで判定精度が向上した。このシステムを用いて, ホットスカーフ 溶削量変更前後でビレット表面に発生する疵の変化を調査したところ, 溶削量を削減することで, 一部鋼種でヘゲ 疵の減少が認められた。すなわち, 素材性の疵を除去しつつヘゲ疵の発生を抑制できる最適な溶削量が鋼種ごとに 存在しており, その評価のためには疵種類別の評価が必要であるため, 今回開発したシステムのさらなる活用が期 待される。

Abstract:

JFE Steel has introduced a system that uses image recognition AI to automatically detect the type of defect from the magnetic particle testing images of billets. The accuracy of the detection was improved by performing reevaluation using a decision tree following the detection by the AI. Using this system, the changes in defects on the surface of billets before and after changing the hot scarfing removal is investigated. As a result, decrease in scab was observed in some steel grades by reducing the hot scarfing removal. Therefore, there is an optimal removal for each steel grade that can remove material defects while suppressing scabs. To evaluate this, it is necessary to evaluate the defects by type, and further utilization of this system is expected.

1. はじめに

鋳片の表面には割れ疵,表層下介在物などの有害な表面 欠陥が存在しており,また,加熱過程で表面脱炭層が生じ ることもある。鋼片工場ではこれらの欠陥をホットスカーフ によって除去している。

ホットスカーフは分塊圧延機の後面に配置され,鋼片 (ビレット)の上下面および両側面を同時に溶削することで 表面欠陥を除去している。ホットスカーフは,未実施の場合 と比べ表面欠陥の大幅な低減が期待でき,鋼片精整におけ る疵取能率の向上や,欠陥が表層深くまで残存することによ る格落リスクの低減を図れる。ホットスカーフの溶削量は溶 削中のビレットの搬送速度を調整することで制御しており, 割れ感受性の高さ(素材性疵の発生しやすさ)などを鑑み て,鋼種ごとに溶削量が定められている。ホットスカーフは ビレット全面を一様に溶削できるため生産性に優れるが,欠 陥の有無にかかわらず全面を溶削するため歩留ロスが大き いという欠点がある。したがって,ホットスカーフ溶削量を 適正化することは歩留改善に大きく寄与する。

Copyright © 2025 JFE Steel Corporation. All Rights Reserved.

本検討の目的は、ビレット表面疵の削減のためホットス カーフ溶削量を適正化することである。溶削量を適正化する にあたっては、ホットスカーフ以前の工程で発生する有害な 表面疵を除去できているかを見定める必要がある。ビレット 表面疵の評価には,磁粉探傷や漏洩磁束探傷などの疵検査 手法が一般的に用いられており、疵の有無を自動で判定す る機能を有する設備もあるが、JFE スチール仙台製造所で は、疵の種類までは自動で判定できない。したがって、割れ 疵のようなホットスカーフ以前に発生した疵(ホットスカー フで除去可能な疵)とヘゲ疵のようなホットスカーフ以降の 工程で発生しうる疵を区別できず、スカーフ条件を変更した 際のビレット品質の評価を困難にしている。前述の課題を解 決すべく, 画像認識技術を用いて, 磁粉探傷画像から表面 疵の種類を自動で判定するビレット表面疵判定システムを 導入した。本稿では、システム概要とそれを用いたホットス カーフ溶削量の削減について述べる。

2. ビレット表面疵判定システム

表面疵種類の自動判定を行うにあたり、本稿では人工知能(AI)を用いた画像認識に着目した。AIを用いた画像認

²⁰²⁴年8月28日受付

識では、データから特徴を自動で機械学習することで未知 のデータに対しても推論が可能である。ビレットに発生する 表面疵は、種類が同じでも形状が異なる場合がほとんどで あるが、AIであれば多少の違いにも対応できる。本章では、 画像認識のうち、1つの画像から複数のオブジェクトを検出 できる物体検出のAIモデルを作成することで、表面疵種類 の判定を自動化させた内容について述べる。仙台製造所鋼 片精整工場の磁粉探傷装置では、オンラインで磁粉探傷を 行いながらビレット全面および全長の画像を撮影しており、 ここで撮影した画像をモデル作成時の学習データおよび検 証用データとして用いた。

2.1 表面疵判定モデルの作成

2.1.1 モデル作成条件

判定対象である疵種類は、線状疵 (Sliver)、縦割れ (Longitudinal crack)、亀甲割れ (Star crack)、ヘゲ疵 (Scab)、 ササクレ (Lateral crack)、シワ疵 (Wrinkle)の6種類とし た。代表的な疵形態の模式図を図1に示す。すべての疵種 類合計で487枚 (989 オブジェクト)の画像を学習データと した。モデルには畳み込みニューラルネットワーク (Convolutional Neural Network: CNN)を用いた。CNN ベー スの代表的なアルゴリズムには Faster R-CNN¹⁾、SSD²⁾ およ び YOLO³⁾ があり、上記の順番で検出精度が高く処理速度 が遅い。磁粉探傷装置の通材ピッチから Faster R-CNN でも 処理速度は十分であると判断し、最も高い精度を期待でき る Faster R-CNN をアルゴリズムとして選定した。

当初作成したモデルでは、線状疵、縦割れ、亀甲割れを 互いに誤って判定しているケースが散見された。これは上記 3種の疵は形状が似ている場合があるためと考えられる。AI の物体検出モデルは判定基準がブラックボックスであり、疵 画像からどのような特徴量を抽出して判定しているのか説明 不可能であるため、形状が似た疵の判定精度を向上させる ために効果的な学習方法を定めるのが困難である。そこで AIとは異なる方法で疵の再分類を行うことを検討し、再分 類の判定基準として AI の検出領域形状に着目した。Faster R-CNN による物体検出では検出対象は矩形領域で検出され る。この矩形領域の幅、高さ、面積、アスペクト比(高さと





幅の比)それぞれの分布は図2のように疵種類ごとに異なっている。本稿では、この分布の違いを利用して決定木分析による再分類モデルを作成し、AI 判定の後処理として決定木分析による再判定を行うことでモデル精度の向上を図った。決定木分析のアルゴリズムには、2分岐であり結果の理解が比較的容易な CART (Classification and Regression Trees)を用いた。

2.1.2 モデル精度の検証

作成したモデルの精度を検証するため、交差検証を実施 した。交差検証は、学習データを任意の数のデータセットに 分割し、モデル作成に使用するデータセットと検証に使用す るデータセットの組み合わせを変更しながらモデルの検証を 行うことでモデルの汎化性能(未知のデータに対する識別 能力)を評価する手法である。疵種類ごとの画像枚数が同 程度となるよう学習データを5つのデータセットに分割し、 そのうち4つを学習データ、1つを検証データとする5パ ターンの組み合わせで交差検証を行い、検出精度を評価し た。評価指標には、機械学習モデルの精度評価で一般的に 使用されている適合率(precision)と再現率(recall)を用 いた⁴。適合率は誤検出(疑陽性)の少なさ、再現率は見逃 し(偽陰性)の少なさを示している。交差検証の結果を**図3**









に示す。横軸のモデルAからEは交差検証を実施した5つ のパターンであり、検出の確信度(confidence)が0.6以上 のものを評価対象としている。すべてのパターンにおいて、 適合率と再現率は90%を上回っており良好な検出精度であ ることが示された。また、モデル間の差異も小さく汎化性能 の高いモデルであるといえる。

2.2 実操業への導入

前節で作成したモデルを用いて、ビレットの表面疵種類 を自動判定するシステムを導入した。磁粉探傷装置で撮影 したビレット表面画像に対して、疵判定モデルを搭載した端 末で疵種類の自動判定を行っている。判定結果はテキスト データや疵発生箇所のマップ表示として表示することでビ レット品質の解析に活用できる。これらのデータはホットス カーフ溶削量の評価のみならず、表面疵の原因究明および 疵種類に応じた対策立案に活用する。

3. ホットスカーフ溶削量の適正化

本章では、ホットスカーフの溶削量がビレットの表面品質 に与える影響を調査するために実施した溶削量削減試験に ついて述べる。品質評価には、2章で述べたビレット表面疵 判定システムによる解析結果を用いた。

3.1 ホットスカーフ溶削量削減試験

3.1.1 試験対象

ホットスカーフ溶削量の削減試験は SCM435, SCr440, SUP9, CC12C14 (クリーンカットクロム快削鋼)⁵⁷⁾ の4 鋼 種を対象に実施した。試験対象の4 鋼種について,ホット スカーフ溶削量を 30%低下させ鋼片圧延を行い,ビレット で品質評価を行った。

3.1.2 試験結果

ビレットの表面品質について,現行のホットスカーフ水準 における過去実績と溶削量を低下させた試験結果の比較を 図4に示す。すべての鋼種で,ホットスカーフ以前に発生 する疵(ホットスカーフでビレットへの残存を低減可能な 疵)である線状疵,縦割れ,亀甲割れ,ササクレの数は現 行水準と試験水準で大きな差は見られなかった。このことか ら,今回の試験対象鋼種については,試験水準まで溶削量 を削減してもビレット表面品質には影響を与えないといえ る。ただし,ビレットの割れ感受性の高さは鋼種によって異 なるため,成分系の異なる鋼種に展開する場合は精査が必 要である。

一方, CC12C14において試験条件でヘゲ疵が半減しており(図4中(d)), t検定によるp値は4.9×10⁻⁶と高い確率で有意差が認められた。このことから,ホットスカーフの溶削量が多くなるとかえってビレットの表面疵を増加させる可能性があることが示唆された。これは,溶削量が多くなる



図4 溶削量によるビレット疵の比較 Fig.4 Cracks occurred in current and test condition

と,スプラッシュの飛散が増加しビレット表面に付着するリ スクが増大することや,溶削ムラが大きくなり溶削後ビレッ トの表面性状が悪化することが要因として考えられる。

3.2 溶削後ビレットの表面性状評価

前節の試験結果より,溶削量が多くなるとビレットの表面 性状を悪化させる可能性があることが示唆された。そこで, 溶削量と表面性状の関係を調査するため,ホットスカーフ出 側で仕上圧延前のビレット中間断面サイズのC断面スライ スサンプルを採取し,ホットスカーフ溶削量別で中間断面の 表面プロフィールを比較した。中間断面の表面プロフィール を図5に示す。サンプルは同一チャージ同一ストランドで連 続鋳造され同じタイミングで圧延した鋳片から採取した。溶 削量は水準1から水準4の4種類とし,溶削量の少ない順 に1,2,3,4とした。

図5が示すとおり,溶削後のビレット表面には凹凸が発生 していることが分かる。ビレット各面プロフィールの凹凸部 分について,2つの凸部の高さをそれぞれ d_1 , d_2 ,凸部間の 幅をwとして,表面粗さ指数Rを $(d_1+d_2)/2w$ と定義し,





Fig. 6 Hot scarfing grade and roughness of billet surface

各面の表面粗さ指数を測定した。水準別の表面粗さ指数の 測定結果を図6に示す。図6において、各プロットはビレッ ト4面の表面粗さ指数の平均値、エラーバーは各水準にお ける最大値と最小値を示している。溶削量が水準4から水 準2と減少するにつれて表面粗さ指標は低下した。このこと から、ホットスカーフの溶削量が多いほど溶削後のビレット 表面は凹凸(溶削ムラ)が激しく、ヘゲ疵に加えてホットス カーフ以後の仕上圧延工程で表面凹凸に起因する疵が発生 するリスクが高いといえる。前節の試験結果でも、CC12C14 を除く3鋼種で、試験条件で線状疵は減少しており、これら の一部は溶削後表面の凹凸に起因する疵である可能性があ る。

3.3 表層介在物の評価

鋳造時のオシレーションに伴い初期凝固シェルが溶鋼側 に大きく曲がることでブルーム表層下には爪状凝固組織 (以下,爪)が形成されることがあり,その爪の内側に介在 物や気泡が捕捉されるとブルーム表層に欠陥を生じることが ある。したがって,ホットスカーフで表層部の爪を溶削によ り除去することはビレットの表面欠陥を低減する上で重要で ある。

文献では、ブルーム表層下に形成される爪は鋼中炭素濃 度の低下に伴い深くなり、極低炭素鋼で特に深くなることが 報告されている⁸⁾。JFE スチール仙台製造所で鋳造されたブ ルームの爪深さを現品のマクロ画像から実測したところ、中 炭素鋼である SMnV440H(C: 0.40 wt%)に比べて、低炭素 鋼である SAE1006K(C: 0.06 wt%)では爪深さの平均が 1.5 倍、最大深さは 2 倍と文献と同様に低炭素鋼でより深い爪 の存在が確認された。すなわち、ホットスカーフにより爪を 除去するためには,低炭素鋼においてより多くの溶削量が必要であるといえる。ただし,爪の深さは鋳造速度等の鋳造 条件も影響すると考えられるため,炭素濃度以外の要素も 考慮する必要がある。

4. おわりに

- (1) ビレットの磁粉探傷画像から疵種類を自動で判定する 画像認識 AI モデルを開発した。AI モデルによる判定の 後に決定木による再判定を行うことで判定精度が向上 した。
- (2)開発したモデルを用いてホットスカーフ溶削量の削減前 後でビレットに発生する疵種類の評価を実施したとこ ろ、以下の知見が得られた。
 - (a)溶削量を削減することで、一部鋼種でヘゲ疵の減
 少が認められた。溶削量を削減したことで溶削時のスプラッシュの飛散が低減されたためだと考えられる。
 - (b) 溶削量が少ないほど溶削後のビレット表面の凹凸 は小さくなり,良好な表面性状が得られた。
 - (c) 低炭素鋼では,ブルーム表層下に爪状凝固組織が 深く形成されるため,溶削量を決定する上で考慮 が必要である。
- (3) 上記知見をもとに,現時点で,12 鋼種について溶削量 を 30%削減した。

参考文献

- Ren, S.; He, K.; Girshick, R.; Sun, J. Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2017, vol. 39, no. 6, p. 1137– 1149.
- Liu, W.; Anguelov, D.; Erhan, D.; Szegedy, C.; Reed, S.; Fu, C.; Berg, A. C. SSD: Single Shot MultiBox Detector. European Conference on Computer Vision. 2016, p. 21–37.
- Redmon, J.; Divvala, S.; Girshick, R.; Farhadi, A. You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2016, p. 779–788.
- 4) Powers, D. M. W. Evaluation: From Precision, Recall and F-Measure to ROC, Informedness, Markedness & Correlation. Journal of Machine Learning Technologies. 2011, vol. 2, no. 1, p. 37–63.
- 5) 岩本隆,村上俊之.自動車ギア・バルブ部品用棒鋼・線材一環境に優しい Pb フリー快削鋼一. JFE 技報. 2004, no. 4, p. 64-69.
- 6) 村上俊之,白神哲夫,三瓶哲也,及川勝成,石田清仁.計算状態図を 活用した硫化物形態制御型 AISI12L14 代替鉛フリー低炭素硫黄快削 鋼.まてりあ. 2004, vol. 43, no. 2, p. 136-138.
- 7) 村上俊之, 冨田邦和, 白神哲夫. AISI12L14 代替非鉛快削鋼の開発. JFE 技報. 2009, no. 23, p. 17-23.
- Yamamura, H.: Mizukami, Y.: Misawa, K. Formation of a Solidified Hook-like Structure at the Subsurface in Ultra Low Carbon Steel. ISIJ International. 1996, vol. 36, p. S223-S226.