

東日本製鉄所（千葉地区）熱延工場 5G 無線インフラ構築 と活用事例

5G Wireless Infrastructure Construction and Use Cases at Chiba Hot Rolling Mill

山越 正悟 YAMAKOSHI Shogo JFE スチール DX 戦略本部 スマートファクトリー推進部 圧延室 主任部員
佐藤 健 SATO Ken JFE スチール DX 戦略本部 DX 企画部 主任部員

要旨

JFE スチールでは、製造プロセスの CPS 化と DX 技術を活用した業務自動化を推進している。その中でもオペレータの作業を代替する技術の開発は最重要課題となっている。特に画像認識 AI はオペレータの作業を代替する技術として期待されている。本稿では、5G 通信や VMS（Video Management System）を活用した映像取得方法の開発状況を説明し、併せてシートバー割れ検知を対象とした Visual Inspection を用いた画像 AI 診断システムの導入状況を紹介する。

Abstract:

JFE steel is promoting the CPS of manufacturing processes and the automation of operations using DX technology. Among these, the development of technology to replace operator work is the most important issue. In particular, image recognition AI is expected to be a technology for replacing operator work. This paper describes the development status of video acquisition methods using 5G communications and a VMS (Video Management System), and introduces the actual implementation status of an image AI diagnostic system using Visual Inspection for sheet bar crack detection.

1. はじめに

JFE スチールでは、DX 技術を活用した製造プロセスの CPS 化と操業のリモート化、自動化を推進している。その中でも、オペレータの作業を代替する技術の開発は最も重要な課題の一つとなっている。特に、画像認識 AI はオペレータの作業を代替するための有望な技術として期待されている。これにより、従来は人が目視で行っていた作業を AI が行うことで、労働生産性向上、品質向上、トラブル抑止などの効果が期待される。最近では、ディープラーニングを用いた画像認識により、特定の物体を検出できるようになっている。

画像認識は、静止画や動画などの画像データから特徴を抽出し、対象物を判別し認識する技術であり、JFE スチールではこのディープラーニングの画像認識ツールとして IBM 社製 Visual Inspection を全社展開している。本稿では、Visual Inspection を使用した画像 AI 診断システムの開発について説明し、併せてオペレータ監視を画像認識 AI により代替する具体的な取り組みについて紹介する。

2. 画像認識 AI のターゲット選定

画像認識 AI のターゲットを選定するために、東日本製鉄所（千葉地区）熱延工場（以下、千葉熱延工場）におけるオペレータが監視している業務をリストアップした（表 1）。加熱入側からコイラー巻取り後まで目視で監視しており、実材を直接監視しているものもあった。

この中から、見逃した場合のリスクが高く業務負荷が最も大きい、シートバーの表面に発生する割れを監視する業務を画像認識 AI で代替することとした。シートバー割れとは、スラブを熱間圧延する過程で、シートバー板幅方向中央部やクォーター部に発生してしまう割れのことである。シートバー割れが発生すると、圧延ロールや設備の損傷により、稼働率低下や製品歩留まりの低下など、さまざまな問題が生じる。シートバー割れが発生しやすい鋼種を圧延する際には、オペレータが機側で常時監視している。

3. 画像認識 AI システムの開発課題

画像認識を適用する場合、現場を撮影するカメラには主にネットワークカメラを使用することが一般的である。これは、高解像度であり、デジタル化された映像であるため画

2026 年 3 月 23 日受付

表 1 熱延工場におけるオペレータ監視業務
Table 1 Operator monitoring in hot rolling mills

What to monitor	Monitoring purpose	Existing state monitoring method
Slab before charging into heating furnace	Cracks on the surface or sides	Visual monitoring by ITV
Sheet bar	Cracks on the surface	Machine side visual monitoring of specific steel grades
	Curvature of the tip or tail	Visual monitoring by ITV
Coil	Band seal	Visual monitoring by ITV
	Marking characters	Visual monitoring by ITV

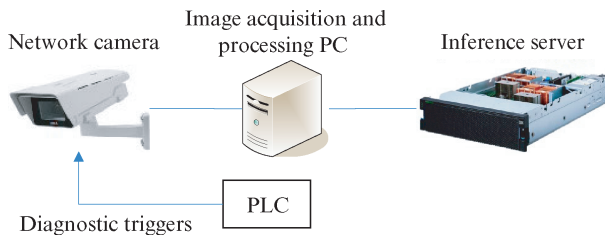


図 1 一般的な画像認識 AI システム
Fig. 1 General image recognition AI system

像認識に適しているからである。Visual Inspection を用いた一般的な画像認識 AI のシステム構成の例を図 1 に示す。

現場に配置されたネットワークカメラからの映像はネットワーク伝送を介して取得する。映像の取得方法はカメラメーカーや機種によって異なるため、ネットワークカメラと推論サーバーの間に、映像を画像に変換し前処理を行うための端末（画像取得・処理 PC）を配置する。この端末から画像を推論サーバーに送信することで、推論サーバーで画像認識を実行する。また、特定のタイミングで画像を取得する必要がある場合には、上位のシーケンサ（PLC）からネットワークカメラに診断トリガを与える。このシステム構成における課題は以下に示すとおりである。

- ① 画像認識 AI 用のモデル構築のために学習用の画像データを採取する必要があるため、多数のカメラの設置や映像の録画に多額のコストがかかる。
- ② カメラとの接続方法や画像の取得方法を検討しても、カメラのメーカーやモデルが変更された場合には、再設計が必要になる可能性がある。
- ③ 複数の画像認識を行う場合には、画像取得・処理 PC で映像を保存・処理する必要があるため、PC 負荷が高くなる。そのため、高性能な PC を選定するか、または複数の PC を準備する必要がある。

今回、上記の課題を解決するシステム構成と手段を開発した。

4. 課題解決に向けた取り組み

4.1 課題①の解決：5G 通信システム

まず課題①の多数のカメラの設置コストについて述べる。本課題に関しては、千葉熱延工場に導入されている 5G 通信システムを活用¹⁾することで、カメラ設置コストの削減を図った。

千葉熱延工場では 2020 年 4 月に 5G 通信システムを工場内に設置しており、4K 画像も伝送できる高速無線通信が工場内全域で利用可能となっている。この 5G 通信システムを活用して、容易に映像を取得できるシステムを検討した。カメラ映像を 5G 通信システムを介して伝送するため、ネットワークカメラ、PoE HUB、5G ルータを 1 セットとした可搬式カメラを製作した。この可搬式カメラは、工場内の 100 V 電源から給電することで無線により映像を伝送でき、伝送された映像は、5G ルータを介して後述の VMS（Video Management System）へ取り込む。機器構成は図 2 のとおりである。

5G 通信システムの活用により、工場内のどこでも高精細なカメラ映像を容易に採取できるようになり、配線コストなどの設置コストの大幅な削減につながった。

4.2 課題②③の解決：VMS システムの活用と VMS 連携アプリケーションの開発

次に、課題②のカメラのメーカーやモデルが変更された場合の再設計については、VMS を導入することで解決した。VMS は各カメラメーカー、各機種に対応していることから、カメラ変更のたびに接続設計を行う作業は不要となった。さらに VMS では画像認識で使用する学習用画像データ、検証用画像データの収集が容易になることから、開発効率も大幅に向上した。

最後に課題③の、複数の画像認識を行う場合の画像取得・処理 PC 負荷については、VMS と連携できるアプリケーションの開発により解決した。図 3 に VMS を組み合わせた画像認識システムの構成例を示す。画像取得・処理 PC でカメラから画像を取得する場合、一般的にはカメラと画像取得・処理 PC を RTSP（Real Time Streaming Protocol）を使用して接続し、ストリーミング映像を取り込み、この映像が

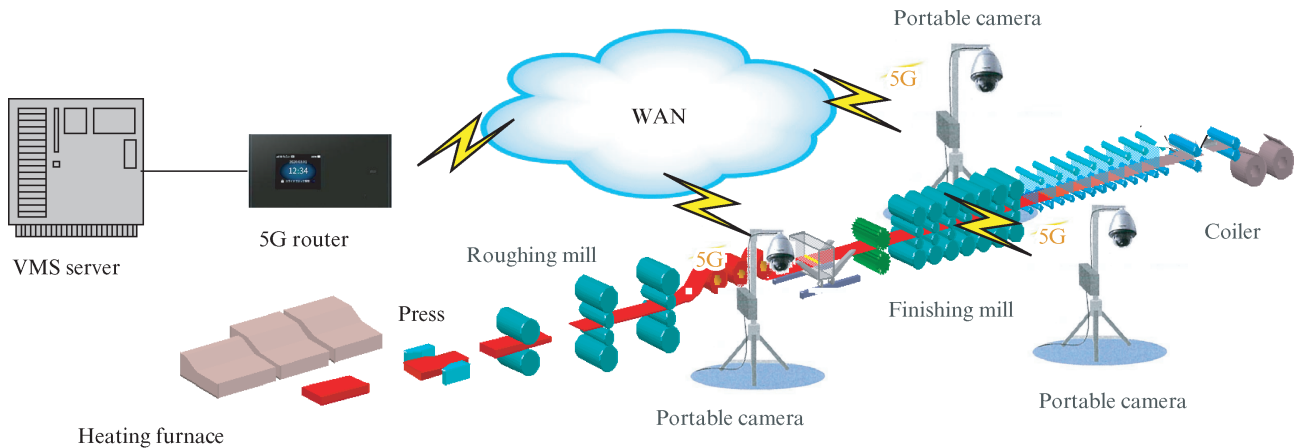


図 2 5G 通信システムと VMS を活用した映像取得

Fig. 2 Acquiring images using 5G communication system and VMS

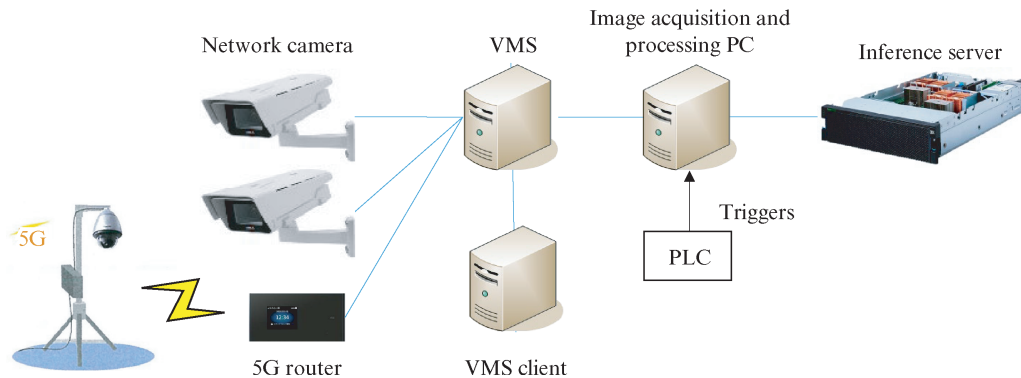


図 3 VMS を組み合わせた画像認識のシステム構成例

Fig. 3 Example of system configuration for image recognition combined with VMS

ら画像を取得する。しかし前述のとおり、ネットワークカメラのメーカーや機種により接続設定が異なるため、複数のカメラを接続する場合は個別に検証が必要である。さらに、カメラごとの映像を再生しながら画像を変換することにより、画像取得・処理 PC 側の高いビデオカード処理能力も必要となってしまう問題も発生する。そこで、各種カメラの個別設定が不要な VMS で採取した画像データを画像取得・処理 PC に送る連携アプリケーションを新規に開発・導入し、ネットワークカメラと画像取得・処理 PC 間に VMS を配置することで、高いビデオカード処理能力を不要した。これにより、複数の画像認識を行う場合でも、ビデオカード処理の負荷を低く抑えられるため、画像取得・処理 PC の高スペック化・複数化が不要となった。

さらに上位 PLC からのトリガについても、従来のようにネットワークカメラへトリガを与えるのではなく、図 3 ように VMS と画像取得・処理 PC をネットワークで接続し、上位 PLC から撮影トリガを受信したタイミングで画像取得・処理 PC から VMS へコマンドを送信することで、指定したコマンドに対応した画像や映像を取得できるようにした。これにより上位 PLC～ネットワークカメラ間のケーブル敷設

費用などのコストを削減できた。

5. 画像 AI 診断システム構築と AI モデル導入

5.1 画像 AI 診断システムの構築

画像認識 AI を組み込んだ画像 AI 診断システムを、図 4 に示すとおり構築した。画像認識 AI を行う推論サーバーと、VMS サーバーから画像を収集するための画像取得・処理 PC は、上位 PLC と同一のネットワークに接続している。上位 PLC から UDP/IP 通信により、コイル番号や材料の厚み、幅などの情報を推論サーバーおよび画像採取・処理 PC へ送信する。この情報は、推論モデルのパラメータとして用いるとともに、推論結果にコイル情報を紐付けるために用いている。

また、上位 PLC から画像取得・処理 PC に対して、撮影トリガを出力する。画像取得・処理 PC の処理速度に合わせ伝送周期は 200 ms としている。画像取得・処理 PC は撮影トリガを受け取ると VMS サーバーから画像を取得し、あらかじめ設定された前処理を行い、処理した画像を推論サーバーへ送信する。推論サーバーでは特定のフォルダに画像

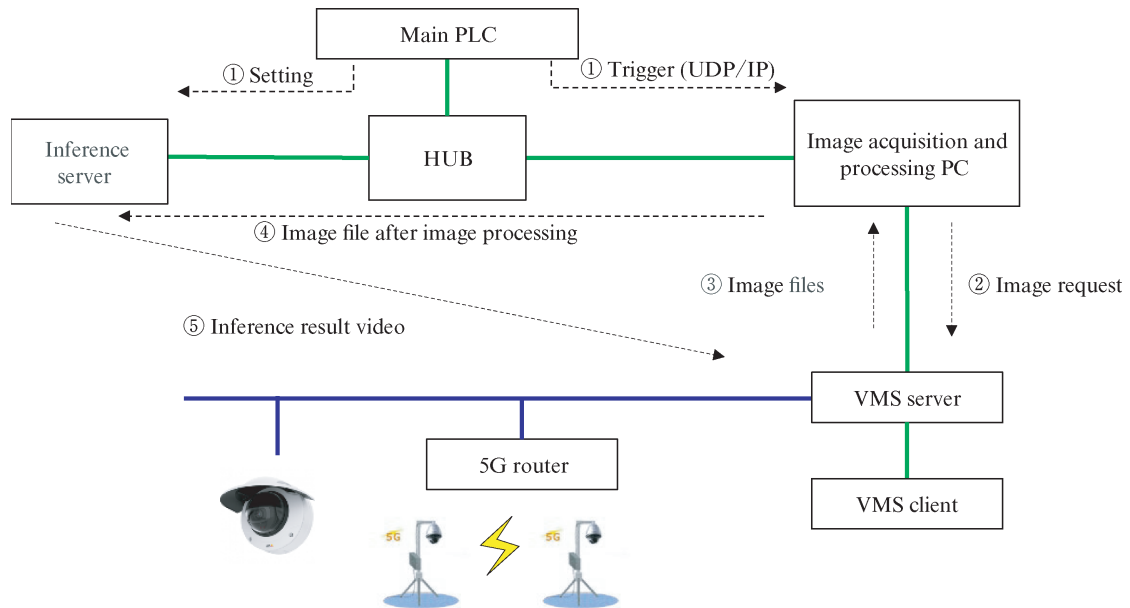


図 4 5G 通信システムと VMS を活用した映像取得

Fig. 4 Acquiring images using 5G communication system and VMS

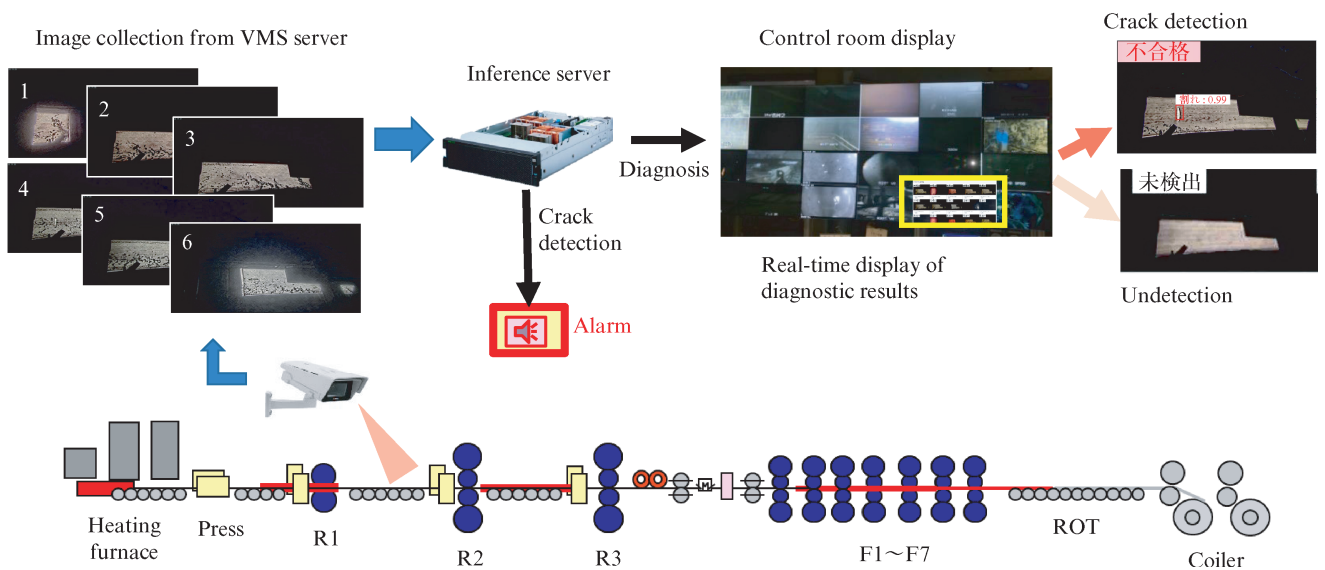


図 5 シートバー割れ検知システム

Fig. 5 Sheet bar crack detection system

を格納すると、フォルダに関連付けられた推論モデルを使用して推論を行い、診断結果は Web サーバー機能により Web 上でリアルタイムに更新される。VMS サーバーで診断結果の Web 画面を取り込むことで、クライアントで結果を表示できる。さらに、推論結果で異常が検出された場合、上位 PLC に異常を出力し、ボイスアラームなどを使用してオペレータにガイダンスできる。

5.2 シートバー割れ検知モデルの導入

前述した画像 AI 診断システムに、シートバーの表面に発生する割れを検知するモデルを導入した（図 5）。

R1 ミル出側のシートバー表面を映すように設置したネットワークカメラの位置からでは、シートバー表面は長手方向に 4 m 程度しか視認できないため、全長を撮影するためには複数回撮影する必要がある。また、シートバー速度はミル嚙込み時から徐々に上昇していくため、先端嚙込み速度に合わせた撮影周期にすると撮影タイミングが遅れてしまい、撮りこぼしが発生する。

そこで、上位 PLC で、R1 ミル出側の先端トラッキングが設定した距離を通過ごとに撮影トリガを出力するロジックを採用した。カメラの視野範囲は 4 m であるが、撮りこぼしを防ぐため 3 m 通過ごとに撮影トリガを出力させることと

し、その結果 1 コイルあたりの撮影枚数は 6 枚～8 枚程度になった。推論サーバーで 0.1 秒/枚の処理時間で 1 枚ずつ割れの有無を判定し、診断結果は管制室ディスプレイで表示する。割れが検出された場合には、ボイスアラームを出力することでオペレータの見逃しを防止する。

このモデルの正解率はオフライン評価では 98% であり、モデル実装後も順調に検知事例を重ねている。導入後はすべての鋼種でシートバー割れの画像認識 AI での監視が可能となったことから、オペレータの監視業務の負荷を削減でき、さらにシートバー割れによるトラブル処理時間を従来比で 50% 以上削減できた。

6. おわりに

5G 通信システムと VMS を活用した画像 AI 診断システムを構築し、シートバー割れ検知のモデルを導入した。本シ

ステムは、AI モデルを作成・検証するために必要な、画像データ採取および画像前処理のエンジニアリング負荷を削減している。これにより、AI の導入をさらに加速できると考える。このシステムを活用することで、オペレータの監視業務を AI が代替できるようになり、操業のリモート化、自動化が実現できる。今後は、他のオペレータの監視業務についても、画像認識 AI への代替を鋭意進めていく所存である。

参考文献

- 1) JFE スチールニュースリリース。
<https://www.jfe-steel.co.jp/release/2020/03/200317.html>
- 2) 山越正悟, 佐藤健. 千葉熱延工場 5G 活用による画像 AI 診断システム導入. 電気学会研究会資料, 産業応用部門ものづくり研究会. 2024, MZK24009, p. 1-5.

本稿は、主執筆者が同じく執筆した参考文献 2) の論文の一部表現を変更して記載しております。