

碎石事業者向け AI プラント運転支援ソリューションの開発

Developing AI Plant Solutions for Stone Crushing Operators

林 謙太* 久保田 聰志* 横谷 建一郎*

Kenta Hayashi Satoshi Kubota Kenichiro Yokotani

近年、碎石業界において労働人口の減少や熟練オペレータの高齢化により、技術継承や運転自動化のニーズが高まっている。その中でも碎石プラントでは、運転操作がオペレータの経験に依存しており、属人化による生産効率の低下が課題となっている。こうした状況を受け、当社では AI 技術を活用した運転支援ソリューションの開発に取り組んでいる。

本開発では、NTT ドコモビジネス株式会社（旧 NTT コミュニケーションズ株式会社）が提供するノーコード AI ツール「Node-AI®」を用いて、プラントの稼働データから教師あり学習による原料フィーダの操作値予測モデルを構築した。モデルの構築にあたっては、熟練オペレータへのヒアリングとプラント稼働時の運転データに基づき変数を選定し、Node-AI® によるシミュレーション環境で精度評価とチューニングを繰り返した。さらに、学習済みモデルをエッジデバイスに搭載し、実際の顧客プラントにおける実地検証を実施している。

本稿では、AI モデルの構築手法、Node-AI® による学習・評価プロセス、ならびに実地検証でのガイダンスマード・オートパイロットモードによる運転結果と今後の展望について報告するものである。

In recent years, the stone crushing industry has been facing growing needs for technology transfers and operational automation to address the declining of labor force and the aging of experienced operators. In particular, adjusting the supply of raw materials to the plants heavily requires experienced operators, leading to issues such as decreased production efficiency caused by operator dependency. In response to these challenges, our company has been developing an operation support solution that utilizes AI technology.

Using supervised learning of plant operational data and the no-code AI tool Node-AI® from NTT DOCOMO BUSINESS, Inc. (formerly NTT Communications Corporation), we constructed a predictive model to handle the supply of raw materials. Variable selection for the model was based on interviews with experienced operators and operational data from the plant, and we repeatedly performed accuracy evaluations and tuning of the Node-AI® simulation environment. The trained model was then implemented on an edge device, and field verification was conducted at a customer's plant.

This paper reports on the AI model construction methodology, the learning and evaluation process using Node-AI®, and the operational results in guidance mode and autopilot mode during field verification. The future applications are also discussed.

1 はじめに

コンクリートの原料として使用される碎石および碎砂を安定的に生産・供給することは、インフラ整備や建設業の基盤を支える上で極めて重要である。しかしながら、碎石業界では少子高齢化の進行により、熟練オペレータの減少や技術継承の困難化といった課題が顕在化している。特に碎石プラントにおいては、図 1 に示すようにオペレータが操作盤に表示される電流値や圧力、搬送状態など多数の計器情報と、破碎機（図 2）の負荷状況を目視で確認しながら、それらの値が経験則的・暗黙知的に設定された目標値の範囲内となるように判断しながらフィーダの操作値を調整している。そのため、プラントの運転操作がオペレータの経験に依存しており、知識の

潜在化によって属人化が進んでいる。その結果、オペレータごとの操作のばらつきや運転の不安定化を招き、生産効率の低下などの課題が生じている。

このような背景のもとに、AI を活用して熟練オペレータの操作を学習し、安定かつ最適な制御を自動で行うソリューションを開発した事例について報告する。

2 関連技術と原理

2.1 AI 技術の概要

AI (Artificial Intelligence: 人工知能) は、膨大なデータから規則性や特徴を学習し、未知の入力に対して推論や判断を行う技術である。近年は様々な分野での活用が進んでおり、その応用範囲は拡大しつつある。

* 素形材エンジニアリング事業部 エンジニアリング部

AIの学習形態は大きく「教師あり学習」「教師なし学習」「強化学習」に分類される。本報で取り扱う碎石プラントの原料フィーダの最適な操作値（以降、フィーダ操作値と記載）の調整においては、「熟練オペレータの操作を学習し、自動で運転する」ことが求められることから、教師あり学習が有効である。教師あり学習とは、入力とそれに対応する正解ラベルのペアを用いてモデルを学習させ、未知データに対して予測を行う手法である。本システムでは、教師あり学習により熟練オペレータの判断を学習し、フィーダ操作値をリアルタイムに予測するAIモデルを、専用の開発ツールを用いて構築した。

2.2 AI開発ツールの特徴と選定理由

AIモデル開発には、NTTドコモビジネス株式会社が提供するノーコードAI開発ツール「Node-AI®」を使用した。Node-AI®は、ブラウザ上で「カード」と呼ぶ機能単位をつなげるだけで、プログラミング技術を必要と

せずに、センサなどから収集する数値データを時系列で処理（回帰、異常検知、要因分析、因果分析）するカスタムAIモデルを作成できる¹⁾。

本ツールでは、教師あり学習をベースとしたモデル作成機能が提供されており、あらかじめ与えた入力データ（説明変数）と出力データ（目的変数）の対応関係をもとに、最適な予測モデルを構築できる。ここで、説明変数とは予測の根拠となるデータ（例：コンベヤの電流値、搬送量、インバータ周波数など）であり、目的変数とはAIモデルが予測対象とするデータ（本開発においては熟練オペレータのフィーダ操作値）を指す。

また、図3に示すように、データ分析に関する機能がウェブ上で提供されているため、関係者のすべてがアクセスすることができ、チーム一体となったモデル改良をスムーズに行うことができた。これにより、素早い開発と運用性の確保を実現した。

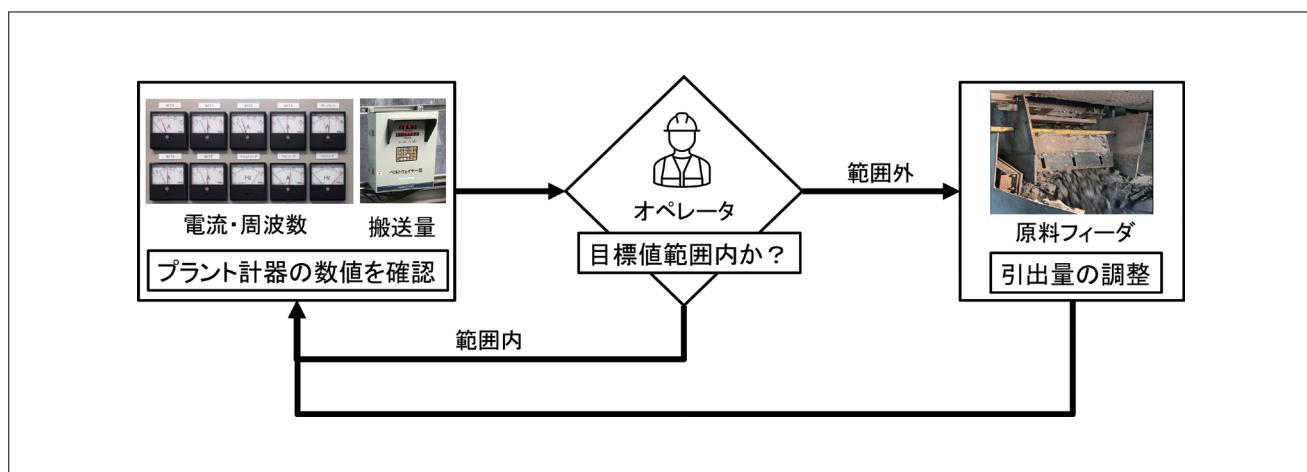


図1 従来のフィーダ操作フロー



図2 破碎機（ブレージコーン）

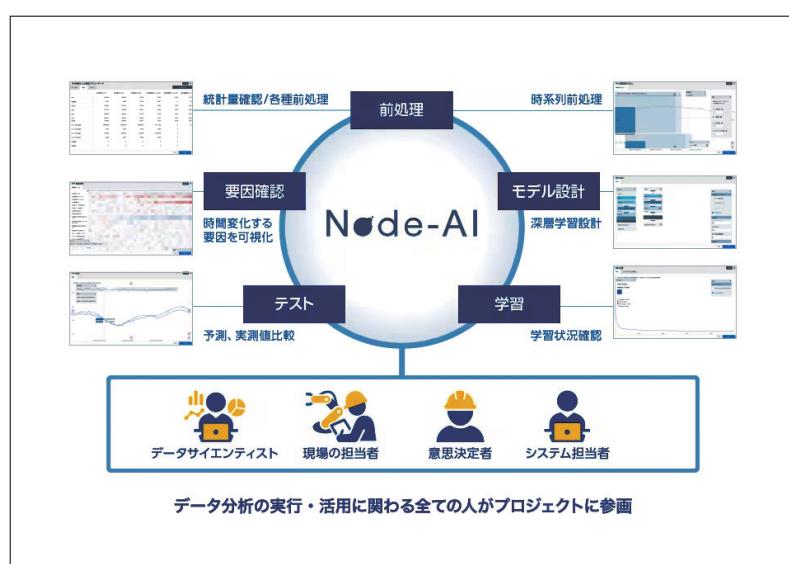


図3 Node-AI®の特徴

3 開発方針

本開発では、碎石プラントにおけるフィーダ操作値判断の自動化と運転操作の自動化を目指し、図4に示すように、開発を3ステップに分けて段階的に進めることとした。

Step1の実現性検証では、AIによるフィーダ操作値予測の実現可能性を確認することを目的として、Node-AI[®]を活用してAIモデルを構築する。構築したAIモデルについては、過去の操作実績と照らし合わせて精度を評価する。Step2の実地検証では、実際の現場においてAIモデルの導入効果を検証する。まず、PLCや制御環境の整備を行い、検証に向けた準備体制を構築する。その後実地検証においてAIモデルが提示するフィーダ操作値が設定した目標値を満たすかを評価し、オペレータによる操作判断との整合性や受容性、導入による効果などを定性的・定量的に確認する。Step3の商用化では、商用導入を見据えた運用体制の整備や、操作マニュアルや運用手順書の作成を進める。

4 実現性検証

AIによるフィーダ操作値制御の自動化に向けて、技術的な実現可能性の検証を行った。本節では、データ収集からモデル構築、精度評価に至る一連の検証プロセスについて述べる。

4.1 データ収集

フィーダ操作値制御の自動化に向けたAIモデルの構築にあたり、プラントから取得した運転履歴と熟練オペレータへのヒアリング結果を参考に説明変数を決定した。

4.2 AIモデルの構築と評価

Node-AI[®]を用いて、教師あり学習によるAIモデルを構築した。目的変数には熟練オペレータが実際に設定

したフィーダ操作値を設定し、前項で収集した説明変数を入力としてモデルに学習させた。

初期モデルでは、ヒアリングに基づいて抽出したすべての説明変数を用いて学習を行った。その後、モデルの予測精度を評価するために、Node-AI[®]に搭載されたモデル評価機能を用い、予測値と実操作値との誤差を指標として精度検証を実施した。

この評価には、MAE (Mean Absolute Error: 平均絶対誤差) を採用した。MAEは、予測値と実績値の絶対誤差の平均を示す指標であり、教師あり学習モデルの精度を定量的に評価する上で有効である。

モデルの精度向上を目的として、各説明変数の重要度を可視化しながら変数の見直しと再学習を複数回実施した。これにより、説明変数の組み合わせを段階的に最適化し、MAEを継続的に低減させることができた。

最終的に構築されたAIモデルは、図5に示すように、熟練オペレータの操作と同等レベルのフィーダ操作値を予測できる性能を有していると判断された。また、目標として設定していたMAEの基準値に近い予測精度が確認され、実用に向けた有効性が示された。

5 実地検証

AIモデルの実用性とオペレータによる操作判断との整合性を確認するため、ガイダンスマードおよびオートパイロットモードの2種類の運転方法で現場にて検証を行った。本検証では、構築したAIモデルは、センサ等から収集される各種プラントデータを受信し、リアルタイムで処理・予測・制御判断を行う小型の現場用コンピュータ（エッジデバイス）に搭載し、実際の顧客プラント環境にて図6の機器構成で検証を行った。これにより、現場でリアルタイムにAIの予測結果を確認でき実運用時との運転比較が可能となった。

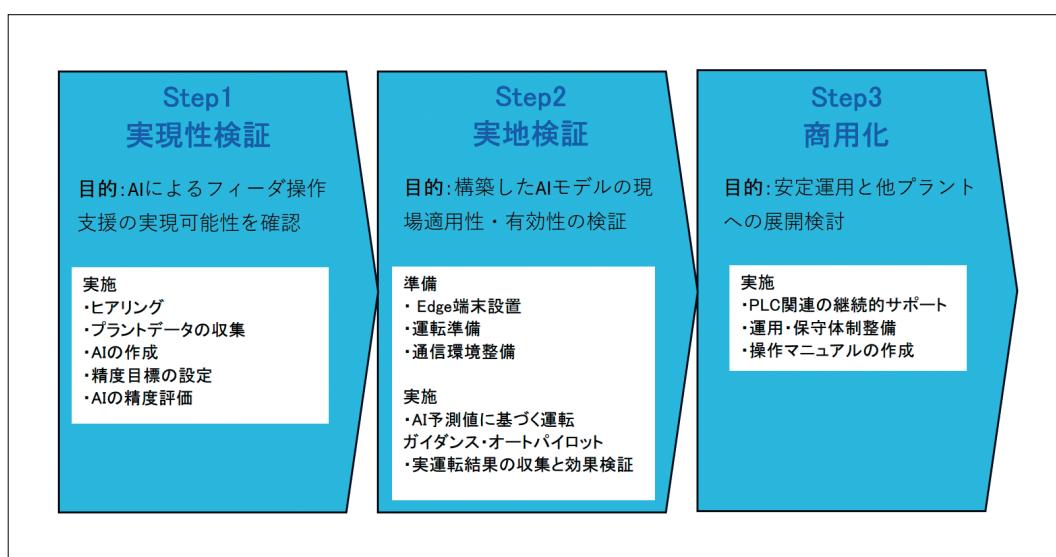


図4 開発方針

5.1 ガイダンスモード

ガイダンスモードは、図7に示すようにAIモデルが予測したフィーダ操作値の推奨値をオペレータに提示し、その値に基づいてオペレータ自身が調整操作を行うモードである。AIは予測値提示に限定し、制御出力（自動制御）は行わないため、オペレータがAIの推奨内容を確認しながら操作することで、AIモデルの信頼性や受容性を評価することができる。

このモードにおいては、AIモデルが予測する推奨値の妥当性と、現場オペレータによる操作判断との整合性を確認することを目的として、以下の2段階の手順で検証を行った。

第一段階では、AIモデルが予測する推奨値と、オペ

レータが日常的に操作するフィーダ操作値との乖離について比較評価を実施した。ここでは、AIモデルの精度指標としてMAEを用い、オペレータが1回の操作で調整する値幅の平均と比較することで、AIによる予測値が現場の操作精度と同等レベルにあるかを定量的に検証した。

これは、MAEの絶対値のみを評価するだけでは予測精度の実用的妥当性を判断しづらいため、現場で実際に操作される調整値幅と比較することで、AIが現場の要求する操作粒度に応えられているかを評価するためである。

このフェーズでは、AIの推奨値に従った実操作は行わず、あくまでデータ上の一一致度を対象とした。その結

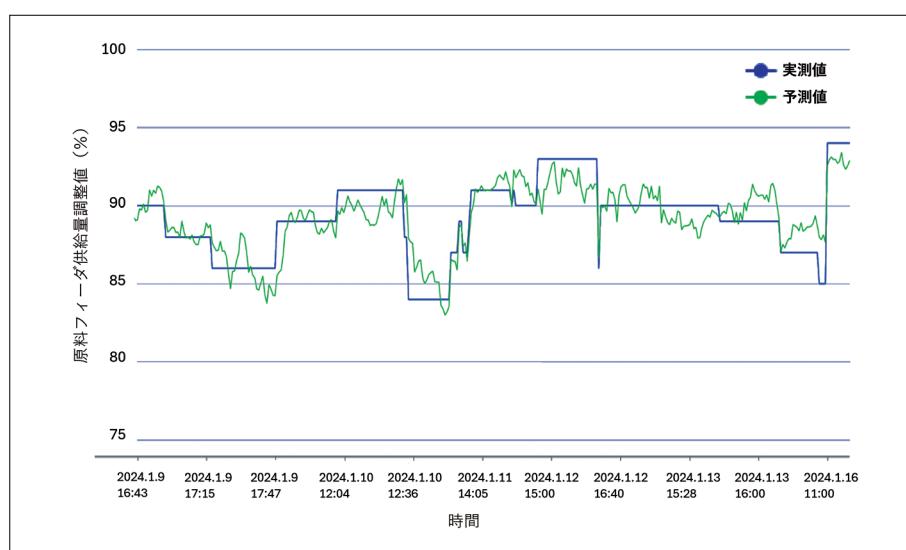


図5 Node-AI® 上での精度評価

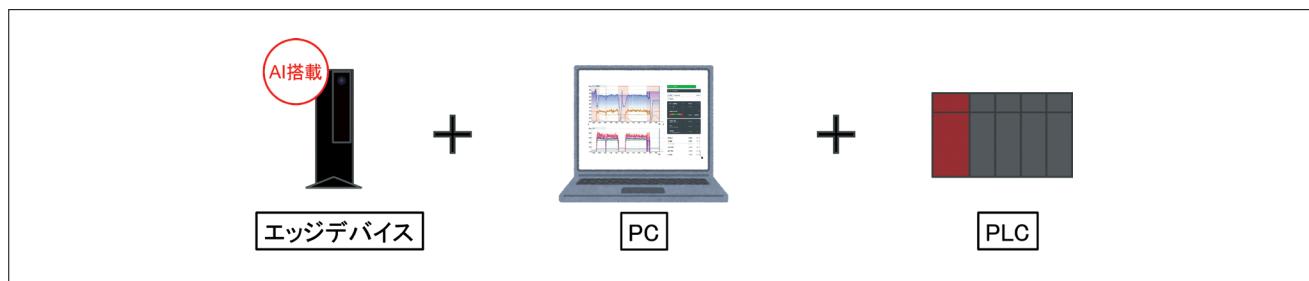


図6 機器構成

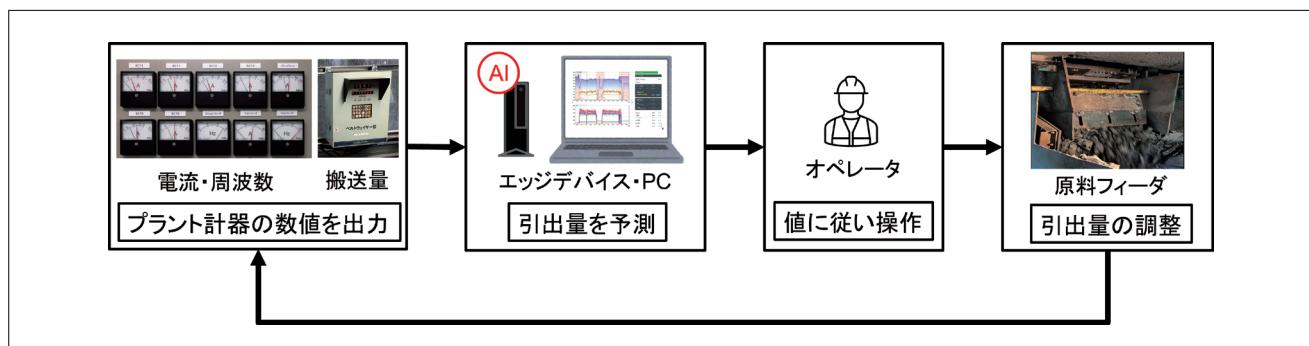


図7 ガイダンスモード

果、1回の操作で調整する操作幅の平均値が MAE を上回っていることが確認され、AI モデルの予測精度はオペレータの操作単位に対して十分な解像度を備えていることが示された。

第二段階では、オペレータが AI の推奨値に従って実際に操作を行い、操作判断との整合性や受容性を定性的に確認した。結果として、推奨値に基づいた操作は概ねスムーズに実行され、オペレータへのヒアリングにおいても操作判断との大きな乖離は確認されず、現場運用における受容性が高いことが確認された。

5.2 オートパイロットモード

ガイダンスモードで十分な精度が確認された後、AI によるオートパイロットモードを導入した。オートパイロットモードは、図 8 に示すように AI モデルがリアルタイムにフィーダ操作値を予測し、その予測値をもとに PLC が自動的に制御指令を出力する運転方式である。現在はこのモードにおける検証の途上であり、AI が提示した制御値に基づいてフィーダ制御を自動的に実行し、業務上の効果（供給安定性、操作負荷低減等）を評価するフィールドテストを実施中である。

一方で、オートパイロットモードによる実運転においては、図 9 に示すように、熟練オペレータが目標とする生産量（160 ~ 180 t/h）と同等水準の供給が実現されている。なお、プラントではスクリーン設備の処理量お

よび各コンベア設備の搬送能力に上限があるため、過剰な生産を行うと設備能力の超過によるオーバーロードが発生するおそれがある。したがって、プラント処理能力を超過しない目標帶域内の安定的な運転が行えている点は、AI 制御の実用性を示す重要な成果である。

今後は、運転履歴やオペレータからのフィードバックをもとに、オートパイロット制御の最適化と運用性向上を図っていく予定である。

6 まとめと考察

Node-AI[®] を用いて構築した AI モデルは、教師あり学習によりフィーダ操作値予測を行うものであり、シミュレーションおよび実地検証の結果から、一定の技術的有効性と実用性が確認された。

実現性検証では、オペレータの操作履歴と比較した際に MAE が設定した目標値に近く、精度の高い予測が可能であることが示された。また、説明変数の構成調整を繰り返すことによって予測精度が着実に向上し、AI モデルがフィーダ操作値調整におけるオペレータの判断を適切に学習していることが確認された。

実地検証においては、ガイダンスモードにて AI モデルの推奨値に基づいた操作を実施した結果、オペレータから「違和感がない」「判断と合致している」といった評価が得られた。さらに、推奨値と実操作値の一致度も

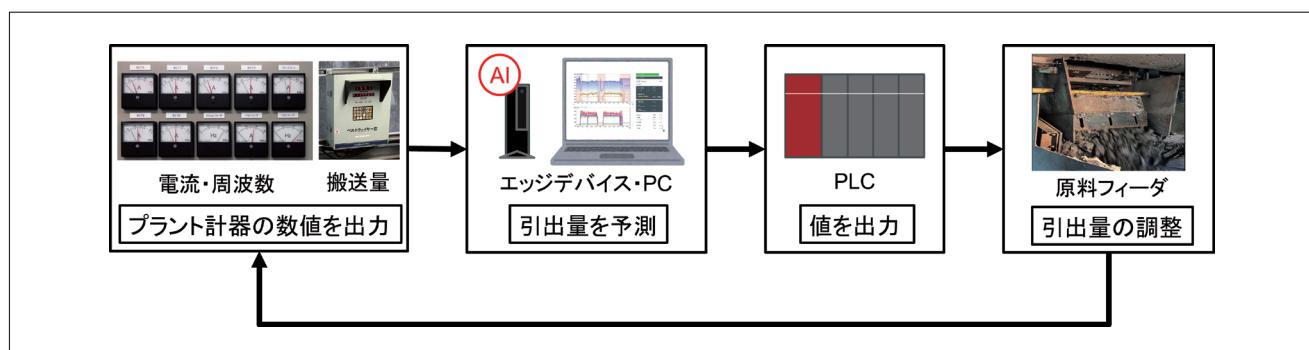


図8 オートパイロットモード

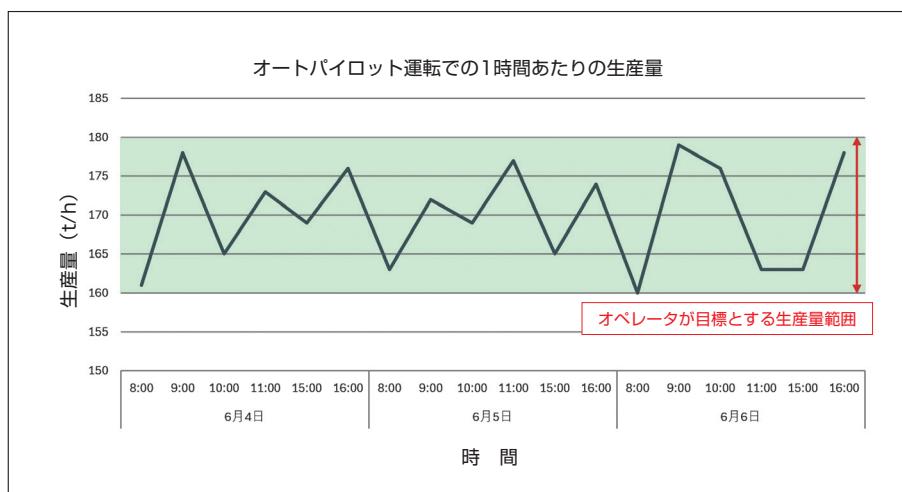


図9 オートパイロットモード実施結果

高く、現場での受容性が高いことが示唆された。

オートパイロットモードについては、現在も検証を実施中であるが、顧客環境においてエッジデバイスを介した継続的な自動運転が可能であることが確認されており、安定した供給制御が実現されている。この結果、オペレータごとの操作のばらつきの解消、メンテナンス・教育時間の確保といった導入効果が期待されており、属人化に起因する生産効率の低下に対する有効な解決策となり得る。

今後は、長期運用における効果検証や、他のプラント設備への適用可能性の検討を進め、さらなる汎用化と高精度化を目指す予定である。

7 おわりに

本技術は、碎石業界における属人的な運転操作の解消、さらには生産性向上を目指す上で有効なアプローチであると考えている。今後も、AIと現場技術の融合を通じて、より高度で持続可能なプラント運用の実現を目指し、開発と実証を継続していく所存である。

謝辞

本開発にあたり、プラント現場でのヒアリングや運転データの提供にご協力いただいた関係各位に深く感謝申し上げます。

特に、実地検証において多大なご協力を賜りました株式会社大阪碎石工業所 茨木工場殿に、心より御礼申し上げます。

また、Node-AI[®]の活用に関して技術的な助言をいただいたNTT ドコモビジネス株式会社殿の関係者の皆様にも厚く御礼申し上げます。

参考文献：

1) NTT ドコモビジネス株式会社：

ノーコードのAIモデル開発

(<https://www.ntt.com/business/sdpf/service/nodeai.html>) (2025年7月4日閲覧)

執筆者：

林 謙太

2022年入社

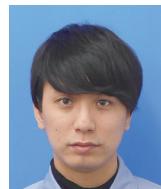
電気計装の設計・画像処理による
粒度分布測定技術の開発に従事



久保田 聰志

2020年入社

スクリーンの設計・開発、
画像処理による粒度分布測定技術の
開発に従事



横谷 建一郎

技術士（機械部門）

2004年入社

破碎機、浚渫ポンプの設計・
開発に従事

