

JFE エンジニアリングにおけるプラントデジタルツインおよび 専門特化型生成 AI の開発

JFE Engineering's Development of Plant Digital Twins and Domain-Specific Generative AI

戸村 啓二	TOMURA Keiji	JFE エンジニアリング	技術本部	総合研究所	データエンジニアリンググループ	マネージャー
功刀 亮	KUNUGI Makoto	JFE エンジニアリング	技術本部	総合研究所	データエンジニアリンググループ	
浦部 治貴	URABE Haruki	JFE エンジニアリング	技術本部	総合研究所	データエンジニアリンググループ	
杉垣 彰教	SUGIGAKI Akinori	JFE エンジニアリング	技術本部	総合研究所	データエンジニアリンググループ	
牧田 晟洋	MAKITA Akihiro	JFE エンジニアリング	技術本部	総合研究所	データエンジニアリンググループ	

要旨

エンジニアリング分野のドメイン知識とデータサイエンスを融合した DX 推進技術として、プラントデジタルツインおよび専門特化型生成 AI の開発を進めている。プラントデジタルツインでは、メタン発酵、下水処理、ごみ焼却、CO₂ 吸着の各プロセスの操業最適化および設計効率化に寄与した。専門特化型生成 AI では、社内固有の知見を含む専門知識を大規模言語モデルに学習させる手法を確立し、金属腐食の解析および対策に特化した生成 AI を構築した。本稿では、これらの開発概要と実用例を報告する。

Abstract:

JFE Engineering is developing plant digital twins and domain-specific generative AI as digital transformation (DX) technologies that integrate engineering domain knowledge with data science. The plant digital twins have contributed to operational optimization and design efficiency improvements in methane fermentation, wastewater treatment, waste incineration, and CO₂ capture processes. For the domain-specific generative AI, we established a methodology for training large language models (LLMs) on specialized knowledge, including proprietary in-house expertise, and built a generative AI system dedicated to the analysis of and countermeasures against metal corrosion. This paper presents an overview of these developments along with practical application examples.

1. はじめに

デジタル技術の進展に伴い、エンジニアリング分野においてもプロセス最適化や省人化、設備運用の効率化に向けたデジタルトランスフォーメーション (DX) の必要性が高まっている。

当社では、長年にわたり培ってきたエンジニアリング分野のドメイン知識と、近年著しい発展を遂げているデータサイエンス技術を融合した DX 推進技術を開発している。第一に、当社が扱うさまざまなプラントの反応や現象を記述する物理モデル・シミュレーション技術と、プラントで得られる大量の実測データおよびその解析結果を組み合わせ、メタン発酵、下水処理、ごみ焼却、CO₂ 吸着に関するプラントデジタルツインを構築してきた。第二に、当社内に蓄積された専門知識と、飛躍的な進歩を遂げている大規模言語モデルを組み合わせ、当社のエンジニアリング業務に特化した生成 AI の開発を進めてきた (図 1)。

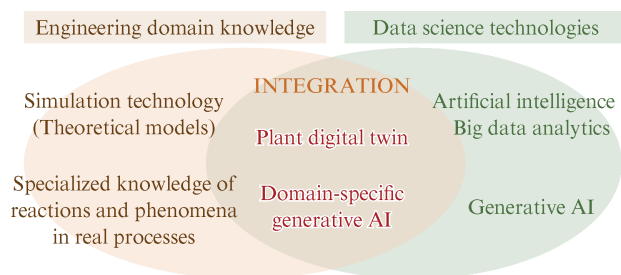


図 1 エンジニアリングドメイン知識を活かした DX
Fig. 1 DX leveraging engineering domain knowledge

これらの技術は、当社が扱う多様なプラントの操業・設計の最適化をはじめ、幅広いエンジニアリング業務を支援できる可能性を有しており、現在、実用例を拡充している段階である。本稿では、これらの概要と今後の展望を取りまとめる。

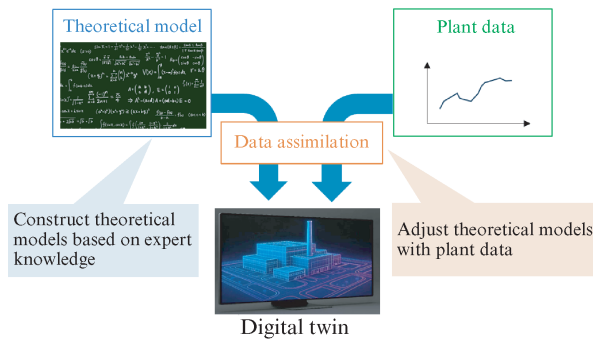


図2 プラントデジタルツインの構成

Fig. 2 Configuration of plant digital twin

2. プラントデジタルツイン

2.1 プラントデジタルツインの概要

理論モデルとデータ同化を組み合わせることで、プラント状態を仮想空間上に高精度に再現する技術を構築した。具体的には、プラント内部の反応挙動を表す理論モデルを構築し、その推定値と実測データとの差が小さくなるよう理論モデルを統計的に修正するデータ同化を適用することで、現実を再現したデジタルツインを構築した（図2）。当社では、プラントに関する専門知識と大量の実測データを活用し、デジタルツインを構築してきた。本章では、プラントデジタルツインを活用した操業最適化・設計効率化の事例と、さらなる精度向上に向けた取組みについて紹介する。

2.2 デジタルツインによる操業最適化

デジタルツインの操業最適化への活用について、メタン発酵プラント、下水処理プラント、ごみ焼却プラントの3事例を紹介する。

2.2.1 メタン発酵プラント

メタン発酵プラントは、食品廃棄物等を原料にメタン発酵により可燃性ガスを発生させ、ガスエンジン発電で電力を得る。ここでは、ガス発生効率の最大化をめざす一方で、余剰ガスが発生しないようガスエンジンの最大負荷量付近で一定に制御することが理想である。しかし、多様な原料を受け入れることから発酵状態が変動しやすく、ガス発生量を一定に保つことが困難である。そこで、ガス発生量の最適制御を目的として、メタン発酵デジタルツインを構築した。

理論モデルとしては、原料投入から発電までのプラント全体を対象とし、生物分解性有機物から有機酸を経てメタンガスに変換される一連のプロセスをモデル化した。また、メタンガス発生量の変動に関わるモデル中の各種変数（基質濃度や菌体濃度等）を状態変数とし、メタンガス発生量の実測データと計算値との誤差を修正するようデータ同化により逐次推定した。

デジタルツインを用いて原料投入計画を最適化した。最

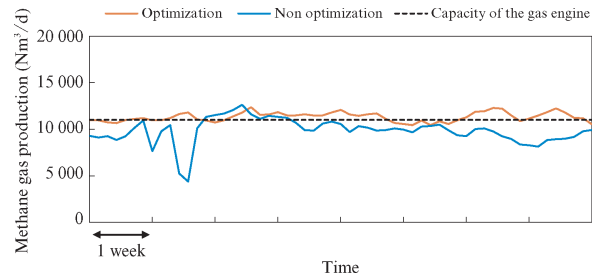


図3 原料投入の最適化によるメタンガス発生量の安定化

Fig. 3 Stabilization of methane gas generation through optimization of feedstock input

適化前後のメタンガス発生量を図3に示す。最適化前はメタンガス発生量が目標値から大きく乖離していた一方、最適化後はほぼ目標値付近で推移しており、ガスエンジン稼働率の低下やガスの余剰が生じにくい安定した運転を維持できた¹⁾。また、投入する原料あたりのメタンガス発生量を最大化する原料配合計画も提案している。

2.2.2 下水処理プラント

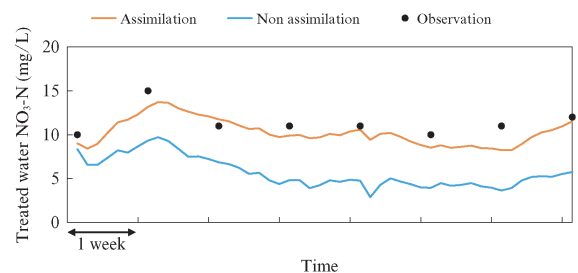
下水処理プロセスでは、曝気量等の最適化により、処理水質基準を遵守しつつエネルギー消費量の低減を図れるが、流入水質の変動が大きい場合には最適条件の探索が困難という課題がある。そこで、流入水質に応じた最適制御を目的として、下水処理デジタルツインを構築した。

理論モデルとしては、IWAが提唱した活性汚泥モデルをベースに、標準活性汚泥法の一連のプロセスをモデル化した。また、有機物・窒素処理性能に関わるモデル中の各種変数を状態変数とし、処理水CODCr、NO₃-N、SS等の実測データと計算値との誤差を修正するようデータ同化により各状態変数を逐次推定した。

データ同化の有無による処理水NO₃-N濃度の推定値を図4に示す。データ同化によりNO₃-N濃度の推定誤差は36%から4%に改善し、大幅な精度向上が確認された。処理水質の正確な推定により、従来と比べて省エネルギーな運転を見込んでいる²⁾。

2.2.3 ごみ焼却プラント

ごみ焼却プラントでは、ごみの化学的・物理的性状が一

図4 データ同化の有無による処理水NO₃-N濃度の比較Fig. 4 Comparison of NO₃-N concentrations in treated water with and without data assimilation

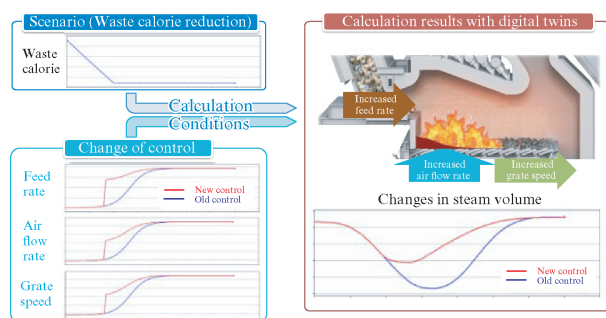


図5 焼却炉デジタルツインによる仮想運転のイメージ

Fig. 5 Conceptual illustration of virtual operation using the incinerator digital twin

定ではないため、安定燃焼の維持が困難という課題がある。そこで、多様な条件下での仮想的な操業実験が可能な焼却炉デジタルツインの構築を進めている。

ごみの投入・移動、熱分解、燃焼といった炉内における一連の反応挙動を表現した理論モデルを構築した。また、燃焼に関わるパラメータを状態変数とし、プロセス全体の熱バランスや炉内のごみ分布に関する実測データと計算値との差が小さくなるようデータ同化により各状態変数を逐次推定した。

データ同化により、実際の炉におけるごみ燃焼で発生する熱量や、その結果として生じる炉内のごみ分布を再現可能な焼却炉デジタルツインを構築した。焼却炉デジタルツインを用いた仮想操業の例を図5に示す。例えば、ごみカロリーが急低下するシナリオにおいて、給じん速度や空気流量、火格子速度等の各制御条件を任意に設定することで、制御方式ごとの燃焼挙動を比較できる。本デジタルツインにより、さまざまな処理量やごみ質の条件下で仮想操業を行い、あらゆる状況において安定操業が可能な運転条件を見出すことが期待される。

2.3 デジタルツインによる設計効率化

2.3.1 プラント設計へのデジタルツイン応用

工業プラントは多数の単位操作から構成される複雑なシステムであり、安全性、効率性、および運転制約を満たすための綿密な設計が不可欠である。従来、設計パラメータの最適化にはシミュレーションが活用されてきた。この手法は、実機での試行に比べて、失敗リスクと資源消費を大幅に削減できる利点がある。しかし、化学プロセスには理論的に未解明な物理現象や複雑な相互作用が含まれることから、シミュレーションモデルでは簡略化した仮定を採用せざるを得ない場合がある。その結果、シミュレーションの精度が低下し、設計段階での手戻り、追加検討による設計工数の増加や、過度な安全裕度の設定によるコスト増加が課題となっていた。これに対し、データ同化を用いたデジタルツイン技術では、ラボスケール試験データなどの実測データを

参照することで、モデルの精度を向上させることができる。本項では、デジタルツイン技術をCO₂吸着プロセスの設計に応用した例を示す。

2.3.2 CO₂吸着プロセス設計における応用例

CO₂選択吸着材を用いた工場排ガスからのCO₂分離・回収技術は、装置の小型化と省エネルギー化を同時に実現できる利点を有し、当社もGX-Marble[®]やGX-Opal[®]などの設備を開発している³⁾。吸着プロセスでは、対象ガス、使用吸着材、およびそれらの組み合わせによって吸着特性が大きく異なるため、設計パラメータを把握するための吸着理論モデルが必要となる。筆者らは、値が不明な設計パラメータを含む理論モデルを構築し、代表的な条件下で吸着実験を実施して得た実測データを用いて当該パラメータを推定するアプローチにより、設計工数の削減を試みた。ここで非定常状態の気固反応である吸着は、実測データに偏流、圧損および温度測定誤差に起因するノイズが多いことから、そうしたノイズ影響の除去に優れるデータ同化をパラメータ推定法として活用した。この手法により精度の高い理論モデルが得られ、設計段階でのモデル補正作業などが低減されることで、大幅な設計工数の削減が期待される。チューニング対象のパラメータ例として吸着移動係数が挙げられる。これは式(1)の吸着速度式に用いられ、被吸着ガスの吸着量の時間変化を支配するパラメータであるが、理論的な導出は困難であり、その具体的な値は多くの場合不明である。

$$\gamma \frac{dq}{dt} = K_s a_v (q - q^*) \dots\dots\dots (1)$$

ここで、 K_s : 吸着移動係数、 a_v : 気固接触面積、 γ : 吸着材高密度、 q : 現在吸着量、 q^* : 平衡吸着量である。

本検討では、吸着移動係数のように値が不明な複数のパラメータを推定対象としてデータ同化を実施し、シミュレーションの出力結果が実測データと最もよく一致する値を探索した。

図6に、吸着材温度変化の実測データと、理論モデルのパラメータ値を変えた温度変化シミュレーションの出力結果を示す。これは吸着反応器に充填された吸着材の温度の経時変化を表しており、吸着時の発熱と脱着時の吸熱による

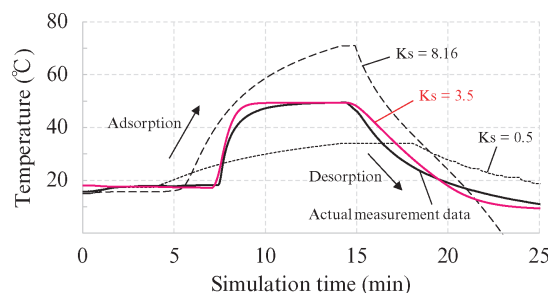


図6 吸着材の温度変化

Fig. 6 Temperature change of the adsorbent

温度変動を示している。シミュレーションにおいて実態と異なるパラメータ値を用いた場合（破線）は、実測データ（黒実線）との大きな乖離が観察される。一方、データ同化により推定した値を用いた場合（赤実線）は、実測データとの良好な一致が確認され、推定したパラメータ値が実態を再現していると考えられる。今回の検討では、吸着移動係数 K_s がおよそ 3.5 であることが示された。なお、図 6 では例として吸着移動係数の値を示したが、実際には脱着移動係数、吸着熱、壁面熱伝達係数など他の複数のパラメータについても同様にデータ同化を実施しており、それらすべてが実態に近い値となることで、実測データと良好に一致する出力を得た。

上述のデータ同化を用いた理論モデルのパラメータ値の推定により、吸着理論モデルは実プロセスに対して高い精度でシミュレーションを実施できるようになった。これにより、種々の吸着反応器シミュレーションを、1 水準あたり数分で実行可能である。このシミュレーション機能を活用した網羅的な条件検討により、従来の多数の実験検証やモデル補正作業を経ることなく、最適な装置仕様を効率的に決定できるようになり、設計工数の削減を実現した。

2.4 デジタルツインの精度向上

物理法則を記述した理論モデルを組み込んだデジタルツインは、原理に基づく精緻な推定が可能である。この理論モデルを強化しデジタルツインの精度を向上させる方策として、すでに組み込まれた理論モデルに対して新たな理論モデルを柔軟に追加する手法と、データ駆動で理論モデルの誤差要因を発見する手法を開発してきた。以下にそれぞれを紹介する。

2.4.1 新たな理論モデルの柔軟な追加手法

デジタルツインに組み込まれている理論モデルは、状態空間表現により、内部状態の変化を表す状態方程式と、内部状態と実測データの関係を表す観測方程式で構成されている。

この観測方程式に対し、別のモデルを第二の観測方程式として追加し、理論モデル全体に第二の観測方程式の情報が反映されるようにする手法である Perfect Measurement Method を取り入れた。これにより、既存の理論モデルとの整合を保ちつつ、新たに作成した理論モデルを後から柔軟に追加することが可能となった。

2.4.2 データを活用した理論モデルの改善

プラントには多数のセンサが設置されており、運転データが随時蓄積されていく。デジタルツインは、これらのデータから理論モデルに必要なデータを取り込み、現在のプラント状態を仮想空間上に再現する。理論モデルが決まると必要なデータも決まるため、蓄積されるプラントデータの中には理論モデルが使用しないデータが存在する。この未使用のデータの中には、現在の理論モデルでは表現が難しい現象

に関する重要な情報が含まれている可能性があり、これを抽出できればデジタルツインの精度向上につながると考えられた。

具体的な検討には、2.2.1 項のメタン発酵デジタルツインを用いた。まず、メタン発酵デジタルツインが過去に推定したメタンガス発生量と、実際に測定されたメタンガス発生量との差分（推定誤差）を算出し、これを目的変数とした。次に、メタン発酵デジタルツインに組み込まれた理論モデルが使用していない運転データを収集し、これを説明変数とした。

目的変数に対する重要因子を抽出する手法としては、複数の説明変数の線形和で表される関数のうち、目的変数との誤差が最小となる関数を求める LASSO 回帰を適用した。LASSO 回帰では、多数の説明変数が存在しても目的変数に対して重要でない説明変数の回帰係数がゼロとなるため、特定のデータにのみ適合する汎化性能の低い関数が求まることを抑制する効果がある。また、重要な説明変数が絞り込まれることで、人間が解釈しやすくなるという利点もある。

本手法の開発により、プラントに蓄積された未使用のデータから、理論モデルの推定誤差に対する重要因子を抽出することが可能となった⁴⁾。この重要因子を用いて新たな理論モデルを作成し、2.4.1 項の手法により既存の理論モデルに追加するサイクルを繰り返すことで、デジタルツインの精度向上に役立っている。

3. 専門特化型生成 AI の開発

3.1 専門特化型生成 AI の概要

近年、熟練技術者の高齢化や高度専門人材の不足が深刻化するなど、エンジニアリング業界における DX の重要性が増す中で、各企業が保有する領域固有の深い知見や現場特有の判断指標をいかにデジタル化するかが大きな課題となっている。

汎用生成 AI は一般知識の提供には有効であるが、企業固有の専門領域における実務判断には限界がある。また、社内文書を参照する RAG（Retrieval-Augmented Generation：検索拡張生成）方式も導入が進んでいるが、文書に明記されていない複合的な判断プロセスの再現は困難である。

そこで本開発では、オープンソースソフトウェア（OSS）ベースの大規模言語モデル（LLM）に対し、社内の事例レポートや技術資料を用いてファインチューニング（学習）を行うことで、当社固有の専門知識を内面化した専門特化型生成 AI を構築した。本開発の技術的な位置付けを図 7 に示す。

本手法の特徴は、複合的な判断プロセスをモデル内部に学習させることで、関連文書に明確に記載されていない未知の問題に対しても一貫した回答を生成できる点にある。また、実運用時の信頼性向上のため、回答ごとに自信度スコ

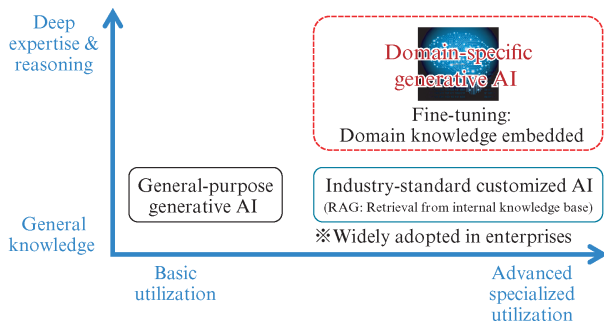


図 7 専門特化型生成 AI の開発の位置付け

Fig. 7 Positioning of domain-specific generative AI development

アを付与し、利用者が妥当性を確認しやすい仕組みとした。

3.2 学習データ整備

本開発の第一の適用事例として、プラント設備における腐食解析を対象とした専門特化型生成 AI を構築した。腐食原因の推定および対策立案には、腐食メカニズムに関する専門知識に加えて、設備、運転条件、材料、環境など個別案件に関する知識が必要であることから、従来は専門家の経験に基づく判断へ依存せざるを得なかった。このため、汎用生成 AI への問い合わせの回答は一般論の提示にとどまり、案件に即した判断を得にくいという課題があった。

生成 AI に専門性を獲得させるうえで鍵となるのは、学習データの量よりも、専門判断に必要な要素を欠落なく含む質と、それを再利用可能な形に整える前処理である。本開発では、社内で蓄積されてきた腐食事例レポート、関連図書、分野別技術資料等をベースデータとし、生成 AI の学習に適した形式へ変換した。具体的には、非構造化文書に対して OCR 処理を行ったうえで、データクリーニング、要約化、専門用語の抽出、用語の表記ゆれの整理などを実施し、学習に供しやすい形式に統一した。また、腐食現象に対して原因推定と対策立案を行うためには、現象の分類と定義、代表的な発生原因と誘因プロセス、防止施策のパターンなどを一貫した枠組みで抽出し、タグ化した事例データセットが必要であるため、これらを中心に整理した。加えて、専門用語集および専門用語を含む文章についても逐条的に整理し、用語説明、事例、補足知識を含む多層的なデータセットとして構成した。

データ件数自体は必ずしも膨大ではない中で、核となる専門知識の取りこぼしを抑え、少数の事例から学習効果を最大化することを重視した。さらに、専門用語の解釈性向上を目的としてデータ拡張も実施し、多様な問い合わせ表現への対応力を高めた。

以上により、腐食関連用語、原因、対策に関する当社独自のデータを整備し、専門特化型生成 AI の学習に供した。

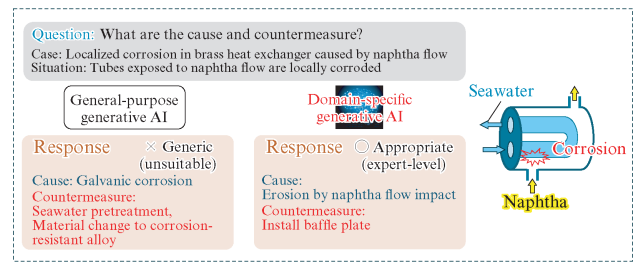


図 8 専門特化型生成 AI の回答事例

Fig. 8 Response example of domain-specific generative AI

3.3 具体的な回答事例

図 8 に、汎用生成 AI と腐食解析専門特化型生成 AI の回答比較例を示す。黄銅製熱交換器におけるナフサ流による局所腐食の事例において、汎用生成 AI は「海水腐食」等の一般的ではあるが不適切な回答を提示した。一方、専門特化型生成 AI は専門家の見解と同等の「ナフサ流によるエロージョン」という原因推定と、「遮蔽板の設置」という具体的な対策を提示し、実務判断における有効性を実証した。

3.4 システム構成

専門特化型生成 AI モデルを実務環境で活用するためには、モデル単体ではなく、信頼性を担保する仕組みを組み込んだシステム全体の設計が不可欠である。本開発では、ハルシネーション（事実に基づかない回答の生成）を抑制するための多段階チェック機構を実装した。図 9 に、入力内容確認・校正 AI、専門特化型生成 AI、自信度数値化 AI の三つの要素から構成される全体システムを示す。システムの中核には、3.2 節で述べた学習データにより構築した専門特化型生成 AI モデルを配置している。その前後に補助的な AI 機能を配置することで、入力品質の向上と出力信頼性の評価を実現した。また、事例データベースとの RAG 機能も統合し、既知事例の確実な参照と未知の状況への推論支援を両立させている。

ユーザーからの問い合わせを専門特化型生成 AI に直接入力すると、表記ゆれや情報不足により誤った回答が生成されるリスクがある。そこで、前段に入力内容確認・校正 AI を配置し、ユーザー入力の校正および情報不足時の追加質

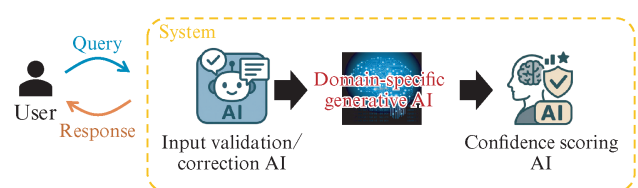


図 9 腐食解析専門特化型生成 AI システム

Fig. 9 Domain-specific generative AI system for corrosion analysis

問を行う。これにより、入力の意味に起因するハルシネーションを事前に抑制する。具体的には、腐食解析に必要な情報（機器名、材料名、腐食形態、使用環境、温度等）の過不足を検出し、不足している場合はユーザーに対話的に確認を求める。また、専門用語の表記ゆれについても標準化し、モデルが正しく解釈できる形式に整える。

専門特化型生成 AI が生成した回答に対しては、後段に自信度数値化 AI を配置し、回答の自信度スコアを算出する。このスコアは、モデルが十分に学習している内容であれば高く、学習が不十分な領域では低く評価する。ユーザーは自信度スコアを参照することで回答の妥当性を判断し、必要に応じて専門家に確認するといった運用が可能となる。これにより、AI を盲目的に信頼するのではなく、人間と AI の協調を前提とした実務的なシステムとして機能する。

専門特化型生成 AI モデルは、事例データベースとの RAG 機能とも統合されている。ユーザーの問い合わせに対して、まず事例データベースから類似事例を検索し、完全一致または高類似度の事例が存在する場合は、その事例を参照元とともに提示する。一方、過去事例に完全一致しない新規の状況に対しては、専門特化型生成 AI の推論能力を活用する。この場合、モデルが学習した専門知識に基づく原因推定と対策提案を生成し、自信度スコアとともに出力する。

最終的な出力として、①事例データベースからの引用（RAG 検索結果）、②検索された事例以外の推論を含む回答、③自信度スコアを提供する。これにより、完全一致の事例がなくとも妥当な推論と根拠の提示により意思決定を前に進めることができ、現場での待ち時間や停滞を低減する効果が期待される。

現在は腐食解析領域への実用化を優先し、設計部門や現場の技術者を中心とした評価・運用を順次展開する計画である。将来的には、データベースの拡張や、後述する生成 AI ヒアリングエージェントの活用により、他の部門固有の設計業務や運営事業への展開をめざしている。専門知識の継承や省人化、作業の標準化といった幅広い価値創出に向け、今後もシステム・データの両面から改良を継続する。

3.5 専門特化型生成 AI の今後の展開と課題

本開発では、腐食解析を第一の適用事例として専門特化型生成 AI を構築し、限られた社内データから実用レベルの専門性を実現した。過去事例に完全一致しない状況でも妥当な推論と根拠が得られることで、意思決定の停滞時間を削減できると考えられる。

腐食解析で確立した手法は、他の専門分野にも適用可能である。現在、設計支援や提案書作成支援など、専門知識と判断基準が求められる業務への横展開を進めている。本手法は少量のデータから専門特化型 AI を構築できるため、

当社が保有する多様な専門領域への展開が期待される。

専門特化型生成 AI の継続的な性能向上には、学習データの拡充が不可欠である。しかし、最も価値ある知識の多くは、文書化されていない専門家の暗黙知として存在している。従来の人手によるヒアリングでは、専門家の負担が大きく、取得される情報の粒度も不均一であった。

そこで、専門家の暗黙知を効率的に引き出す生成 AI ヒアリングエージェントの開発に着手している。このシステムは、既存資料を分析して不足している知識を特定し、専門家に対してピンポイントでヒアリングする。取得された知識は専門特化型生成 AI の学習データとして活用されるとともに、組織全体の知識資産として継承される。

本開発により、専門知識の継承、省人化、作業の標準化といった幅広い価値創出を目指し、業務現場と AI 技術の融合を推進していく。

4. 結言

本稿では、当社が取り組むプラントデジタルツインおよび専門特化型生成 AI の開発について紹介した。

プラントデジタルツインでは、理論モデルとデータ同化を組み合わせることで、プラント状態を仮想空間上に高精度に再現する技術を構築した。メタン発酵、下水処理、ごみ焼却の各プラントにおける操業最適化や、CO₂ 吸着プロセスにおける設計工数の削減など、多様な分野への適用を通じて有効性を示した。また、理論モデルの柔軟な追加手法やデータ駆動による誤差要因の発見手法を開発し、継続的に精度を向上させる仕組みを整備した。

専門特化型生成 AI では、社内の技術資料を用いたファインチューニングにより、当社固有の専門知識を内面化した AI を構築した。腐食解析への適用では、専門家の見解と同等の回答を得ることに成功し、多段階チェック機構により実務環境における信頼性が確保した。

今後は、両技術の適用対象の拡大と継続的な改良を進めていく。

参考文献

- 1) 功刀亮, 河野敬行, 戸村啓二. データ同化による廃棄物処理プラントのデジタルツイン. JFE 技報. 2022, no. 50, p.8-13.
- 2) 宮田純, 徳原俊介, 牧田晟洋, 富田洋平, 功刀亮. データ同化を用いた下水処理施設のデジタルツイン開発. 第 60 回水道研究発表会講演集. 2023, p. 918.
- 3) 奥山契一. 膜と吸着を組み合わせたハイブリッド型 CO₂ 分離回収装置. 配管技術. 2025, vol. 67, no. 13, p. 25-27.
- 4) 菊地亮太, 谷村あゆみ, 石坂丞二, 功刀亮, 牧田晟洋, 河野敬行, 小林秀佑, 戸村啓二. バイオガス発電施設を対象としたデジタルツイン改善システムの開発. 日本機械学会第 37 回計算力学講演会論文集. 2024, vol. 37, OS-0407.