

石化プラントへの AI 活用と
運転&保守効率的運用のためのプラントデジタルツイン
AI Technology Application to Petrochemical Process Plants
and Plant Digital Twin® for Efficient Operation & Maintenance

安井 威公

Takehiko YASUI

デジタルイノベーション部 AI 技術開発セクション SL

SL, AI Technology Development Section, Digital Innovation Department

Abstract

This paper introduces ideas for applying deep learning AI (Artificial Intelligence) digital technology to petrochemical plant facilities.

In order to apply these AI and digital solutions efficiently, the concept of Plant Digital Twin® integrated into a 3D platform is to be adopted. There is a causal relationship between events and actual phenomena in an engineered process plant, which can be explained by a physical model. Therefore, support from an engineering perspective is required in order to find correlations in big data analytics or obtain highly accurate AI results. This could be achieved by combining excellent AI development technology with engineering knowledge that excels in design and analysis.

1. はじめに

AI 技術とデジタル技術の発展は目覚ましく、特にディープラーニング（深層学習）の AI が新たな問題解決手段としてさまざまな分野で利用されるようになった。これら AI デジタル技術を石油化学プラントに適用するための考えを、開発例とともに紹介し、それらさまざまな AI・デジタルソリューションを効率的に運用するため、3D プラットフォーム上に統合して運転&保守をスマート化するプラントデジタルツインのコンセプトを紹介する。

2. AI 活用による石化プラントのスマート化への挑戦

石化プラントでは、設計に使われるさまざまな工学分野において、複雑な現象をひも解き、少ないパラメータで多くの現象を説明する数式や法則（モデル）が数多くつくられ、これらを基にプラントが建設され稼働している。このような演繹的に数式を定義していたモデルづくりとは逆に、データから帰納的にモデルをつくるのが機械学習による AI のアプローチである。現場で日常取り扱う問題では、微妙であるが無視できないパラメータが数多くあり、数式やルールベースでは説明しきれない領域がある。非線形な現象が突然引き起こすトラブルや、多くの変数が相互に影響し合う現象に対し、人間の認知能力の限界を超えて、膨大なデータ間の超多次元の相関から帰納的にモデルを自動的に生成するのが機械学習であり、機械学習の中でも深層学習は説明能力が高い手法と捉えられている。

回帰問題で比較しても、今までの多変量より、はるかに多い変数を使用して深層学習を適用することでより高い精度の推定が出せるようになってきた。これにより、プラントのスマート化、つまり運転裕度（望ましくない状態と現状との距離）のさらなる縮小、効率向上、時間短縮、コスト圧縮等の実現の可能性が広がる。

従来はベテラン・オペレータの経験や勘に頼っていた数値化できなかった場面にも、データに基づく定量的判断や、刻々と変化する運転条件に追従した最適条件の探索結果の提示が可能となる。また、膨大な運転データに隠れた微妙な運転挙動を監視して機器やプロセスの異常を予兆し、トラブルに備える時間を稼いだり、計画外停止を回避したりすることができるようになる。これらにより、プラント操業での収益追求と品質と効率を高めた運転が、安全を犠牲にすることなく可能になる。

当社は AI 開発会社である GRID とともに AI を活用したプラントのスマート化に取り組んでいる。そのうち、AI による、①回帰計算、②クラスタリング、③強化学習の 3 手法のプラントへの適用例を紹介する。

3. 石化プラントへの AI 適用例

3.1. ソフトセンサーから最適運転条件探索へ

脱硫装置における製品中の硫黄濃度を AI の回帰モデルにより予測した例を紹介する。脱硫装置周りで製品品質に影響を及ぼす多種の運転データを過去 3 年分そろえ、さまざまな運転条件の結果で製品中の硫黄濃度がいくらに帰結したのかを AI に学ばせた。この結果、新しく与えられる運転条件データから、1 時間後の製品中硫黄濃度を ppm オーダーの精度で予測できることを確認した。

ソフトウェアセンサーの一種として、多数の運転パラメータの影響や時間遅れを包含して、先に起こることを高い精度で予測できるようになれば、製品品質が悪化する・過剰になる状態への移行を回避するための対策がとれるようになる。そのような操作が可能になると、製品品質はより安定することになり、従来は高精度の推定が行えなかったがゆえに大きめに採っていた管理閾値までの裕度も見直して縮小化できるとともにコスト削減に繋がると考えられる。また、構築された AI 予測モデルに最適化計算を適用することで、より望ましい状態とするための運転条件を提示することが可能になる。

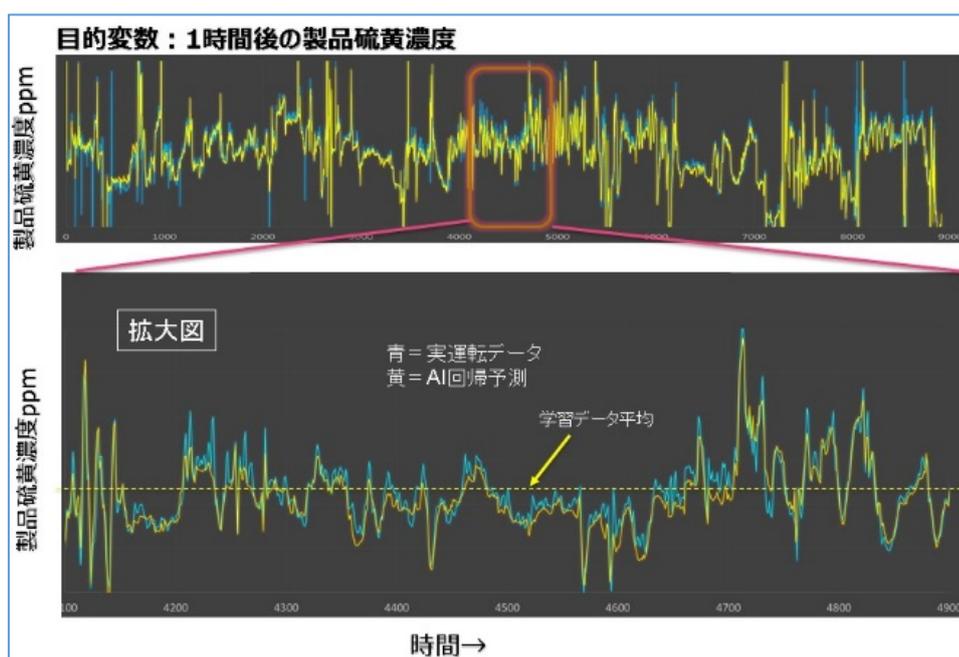


図 1 脱硫装置製品中硫黄濃度の予測

同様な試みとして、当社は GRID と共同で LNG プラント向けに、LNG Plant AI Optimizer™ を開発した。LNG プラントを設計する際、常に目標の品質・生産量を達成するために、想定されるいくつかの原料組成その他の条件、気温、海水温、風向きを始めとする気象条件など、多くのケースを検討し、そのすべてのケースで最低限 Name Plate Capacity を出せるように設計するので、ネックとなる条件以外のケースでは多少の余裕を持つ。つまり、最大生産可能な量は常に変わる。しかし変わり続ける状況をリアルタイムで解析し続けて最適解を出し続けることは既存技術では難しかった。ここに複雑なデータ間の関係に対して表現能力の高いディープラーニングの AI を適用した。与条件における運転パラメータを最適化することにより未利用分のエネルギー効率を追及して LNG の増産を実現する。LNG Plant AI Optimizer™ は実際のプラントに適用され、生産効率向上、生産量増加が確認されている。ディープラーニングの AI は徐々にではあるが既に現実のプラントで利用され始めており、今後一気に普及が進むと思われる。

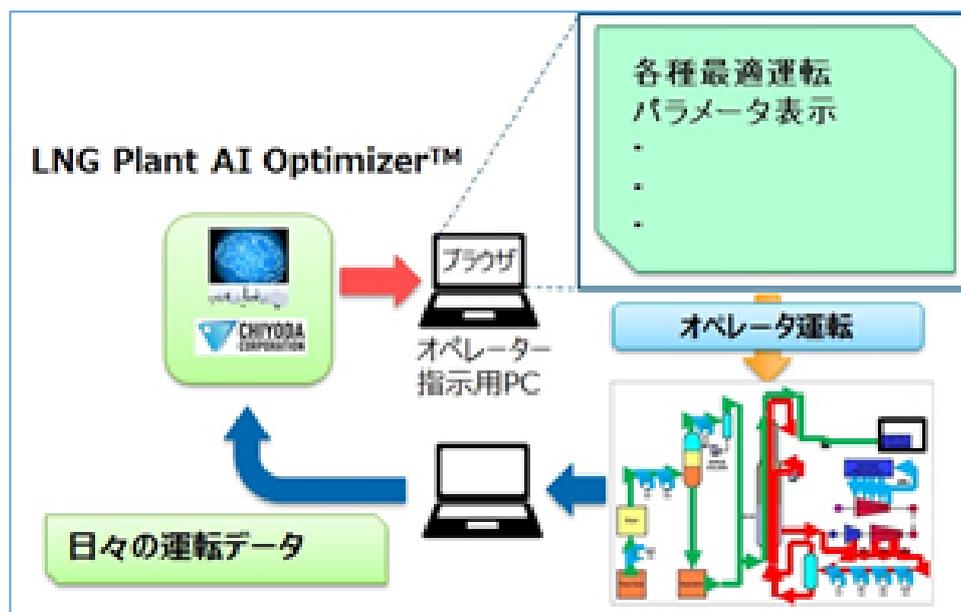


図2 LNGプラントAIオプティマイザー概念図

3.2. プラント内の異常予知 AI

AGR (Acid Gas Removal) でのフォーミング現象は古くから知られるトラブルで、吸収溶液が吸収塔内で発泡し、サワーガスとの気液接触が妨げられてガス除去が不完全になるので、しばしば運転継続を妨げる。フィード中に含まれる重い HC (Hydro Carbon) 成分や、アミン溶液の HSS (Heat Stable Salt) 蓄積等劣化など、発生の因果関係は知られているが、突然発生するため、プロセスデータを監視しても発生の予知は困難である。しかしフォーミング発生への寄与度の差はあれ多くの運転パラメータが影響しており、突然フォーミングが起きるのではなく発生に至る予兆が過去のプロセスデータに含まれているはずである。このように非線形性の強い対象に AI を利用して、フォーミング現象が発生するよりも前にその予兆を検知するモデルを構築し、時間的余裕を持って対策を施すことで、運転停止を回避する運用が既に報告されている 2)。当社においても、石油プラント内でのフォーミング発生の予兆を捉えられることを確認した事例がある。現在は、フォーミングに限らず、緊急停止など重大な事象につながる異常の予兆 AI を開発している。プロセス・制御・機械工学的な視点で、異常につながるデータの関連性・相関性を学習させ、予兆発見の精度を向上させていく。

3.3. プロセス状態モニタリング AI

特定の現象に帰結するデータの関連性が明らかでない場合などにおいては、教師なし学習の 1 つであるクラスタリングの利用がある。クラスタリングは多変量の膨大なデータ群から何らかの規則性や共通項を見つけ出して、集合体 (クラスタ) として分類する方法であり、画像認識のように正解ラベルが無い分類問題に適用される。図 3 は Auto Encoder による次元圧縮を示すもので、データが 100 あれば 100 次元の異なる情報があるが、個々の特徴を保持したまま (元の 100 次元に戻す

ことが可能) データを人間が理解できる 2 次元まで圧縮した。2 次元の特徴量を X-Y 平面状の 1 点でプロットすると, 特徴が類似した状態における個々のデータサンプルはクラスタ (状態分類) を形成する (図 4 左上図)。ここでの次元圧縮モデルにて 2 次元特徴量に変換した運転データの X-Y 平面状上のプロット位置より, 現状がどの状態 (クラスタ) に属するかを知ることができるとともに, プロット位置の時間的推移をモニターすることで, 望ましくない状態へ移行しつつある, または, 安全な状態へ回復しつつあるなどを知ることができる (図 4 左下図)。

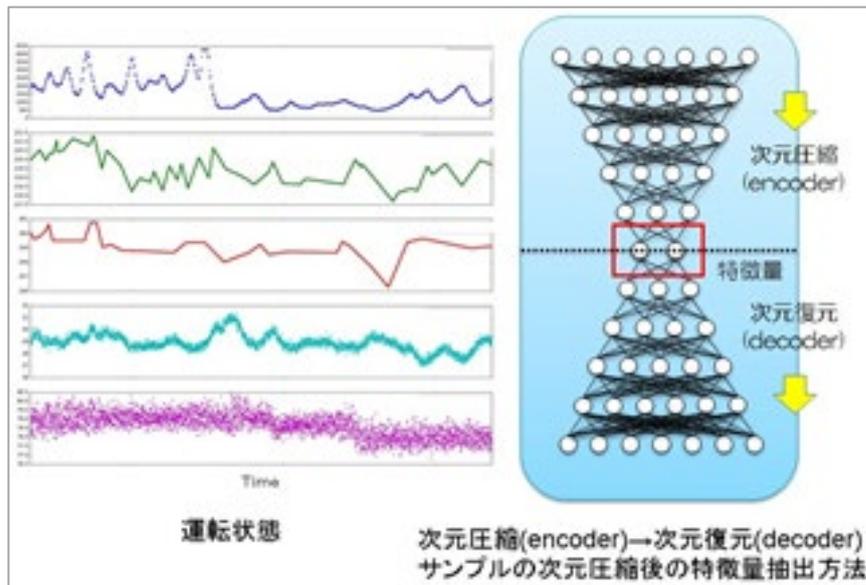


図 3 Auto Encoder による次元圧縮例

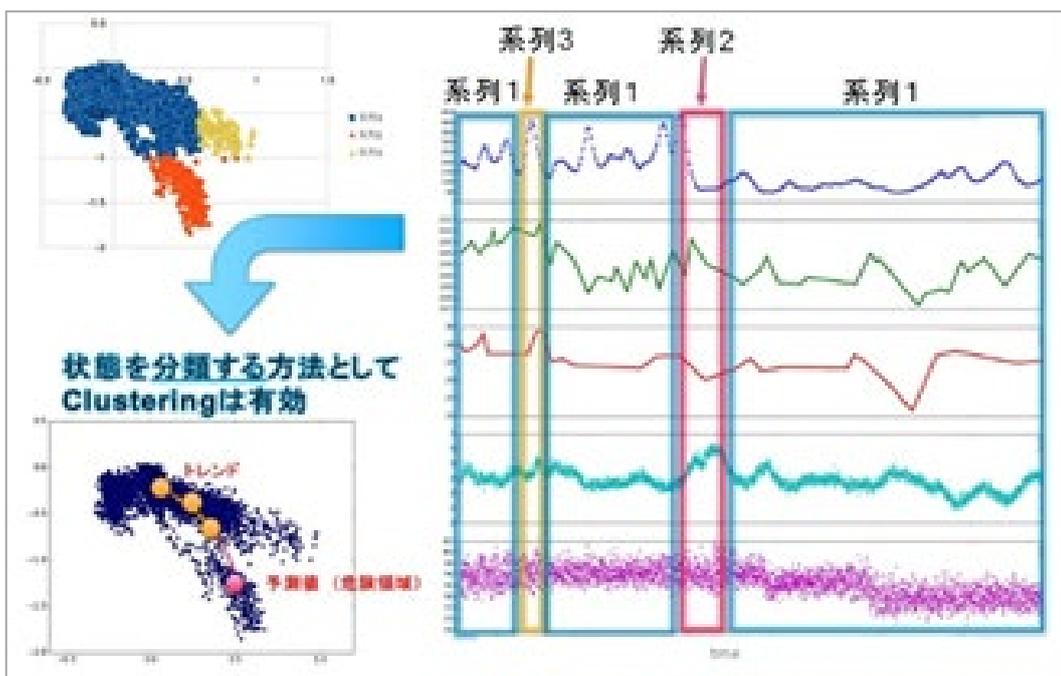


図 4 クラスタリングによる運転状態推移の図示

3.4. プロセス制御安定化と非定常運転の支援 AI

プラントのプロセス制御の安定化に AI を利用する試みとして、深層学習テクニックを利用した強化学習（深層強化学習）を利用した例を紹介する。強化学習は教師なし学習の 1 つで、AI 自らが試行錯誤して、よりよい解を模索して探し出す手法である。

米国エクソンモービル社も、強化学習をモデル予測制御と比較して、プロセス制御の理論と実践の両方に、大きなインパクトを与え、強化学習が既存の制御理論を補う有効な手段として下記の可能性について述べている¹⁾。

- ・ 既存のプロセス制御技術を強化学習に置き換え
- ・ モデル予測制御を強化学習が補完
- ・ PID (Proportional-Integral-Differential) コントローラーチューニングやモデル予測制御のモデルゲイン調整など、現行のプロセス制御システムを管理
- ・ 強化学習を用いて、指導・停止などの非定常運転のアドバイス
- ・ 強化学習エージェントの階層的なネットワークを使用し化学プラントの運転を簡素化

特に臨機応変な運転が必要であらかじめ答えが用意できない問題に対し、人間が決めた評価基準を元に、AI はより高い評価を得られる行動を探索する。実プラントでは試行錯誤的な運転は行えないので、AI にはダイナミックシミュレーターを学習環境として与えて強化学習を行った。

ベテランのプラント運転員が、過去の膨大な操作経験から運転操作の勘所を得るように、AI は連携したダイナミックシミュレーターを相手に膨大なケースの試行運転を繰り返し、失敗し、わずかな成功からよりよい状態を目指して経験を積む。その過程で、AI が各状態においてとるべき行動を出力できるようにしていく。AI での学習では、人間が実機では経験できない運転条件での結果を経験することができるため、人間より優れた運転の実現も期待できる。

本事例では、相互に干渉を起こし易い 4 つの PID 制御器を持つ 1 段の C3 (プロパン) コンプレッサー・リサイクル・ループ (図 5) をダイナミックシミュレーター上に再現し、ランダムに外乱を与えることで意図的に不安定にさせたプロセス状態から安定状態に導くための 4 つの PID 制御器の P・I・D 値、計 12 個 (3×4) の組み合わせを AI に学習させた。

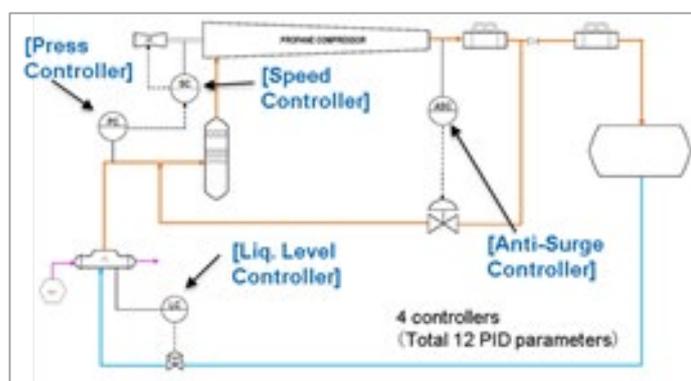


図 5 C3 コンプレッサー・リサイクル・ループ

数百万回の学習の後、AIは、経験豊富なエンジニアが設定したPIDパラメータ（固定値）でのプロセス制御より迅速かつ、相互干渉もなく、外乱による変動を収束させることができるようになった。

現在はこの手法を発展させて、ベテラン運転員に依存するようなプラントの非定常運転への、AIの支援による運転ガイドと、運転のよしあしを評価することでトレーニングにも資するシステムを開発中である。

4. プラントデジタルツインによる業務のスマート化

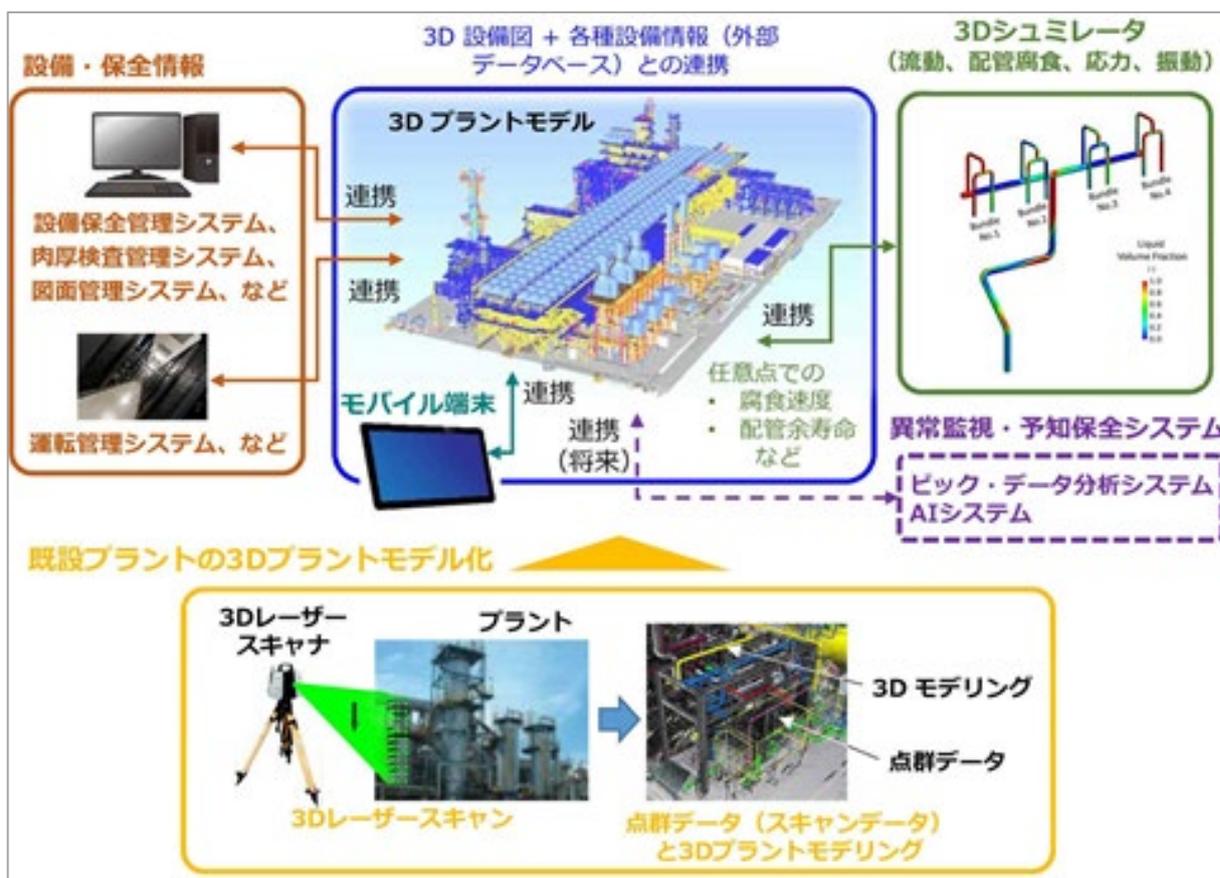
デジタルツインはNASAなどが提唱したCyber Physical Modelで、GEのガスタービン向けサービスのように、実際の運転を仮想的に再現して（GEの場合はタービンの損耗具合を計算し）個体ごとの部品交換時期などの重要メンテナンス情報を得ることができる。プロセスプラントでは前述のAI適用例のように、リアルタイム実運転データや蓄積データを利用して運転や保守にさまざまな形で役立てることが考えられる。

プロセスプラント向けのデジタルツインには3D CADモデルをプラットフォームにして必要なデジタルサービスを載せてゆく運用が海外で始まりつつあり、オイルメジャーのプロジェクト要求事項にも入るようになった。3Dプラットフォームベンダーも数社出てきている。3Dプラントモデルの構築には、近年設計されたプラントであれば、設計時に作成した3D CADモデルを活用することができる。また、2次元で設計した既設プラントでも、3Dレーザースキャンから3Dプラントモデルの作成が、ソフトウェアの発展により変換自動化が進み、比較的安価に作成できるようになった。

現在、弊社にて開発中の製油所向けプラントデジタルツイン³⁾のように、3Dプラントモデルと、現行運用している設備保全管理システム（Computerized Maintenance Management System：CMMS）や、検査管理システムとデータ連携を行い、3D上で直感的に管理できるようにしている。当該デジタル技術活用により、8日の定期修繕を1日短縮できた事例などが知られている。また、腐食シミュレータと連携を図り、運転データ、組成データ、定点検査実測データを基に、流れ分布、pH分布、腐食速度などを計算し、検査実測点以外の場所の腐食速度の情報を提供することにより、腐食管理の最適化・高度化を可能にし、漏洩リスクの低減を目指している。

上述のように、保全・検査管理システムや腐食シミュレータを3Dプラントモデル上で統合運用を行い、また、リアルタイムの運転データを元に最適運転条件を算出し、さまざまなトラブルの予兆を検知したりできる（図6）。

プラント全体のCyber Physicalモデルの機能的運用をプラントデジタルツインと呼ぶ。オープンなプラントデジタルツインでは、スマートフォンにアプリを追加するように、欲しい機能的なアプリケーションを必要に応じて追加ができるソリューションとなる（図7）。



注) この成果は、国立研究開発法人新エネルギー・産業技術総合開発機構 (NEDO) の委託業務の結果得られたものである。

図6 3D 保安高度化プラットフォーム

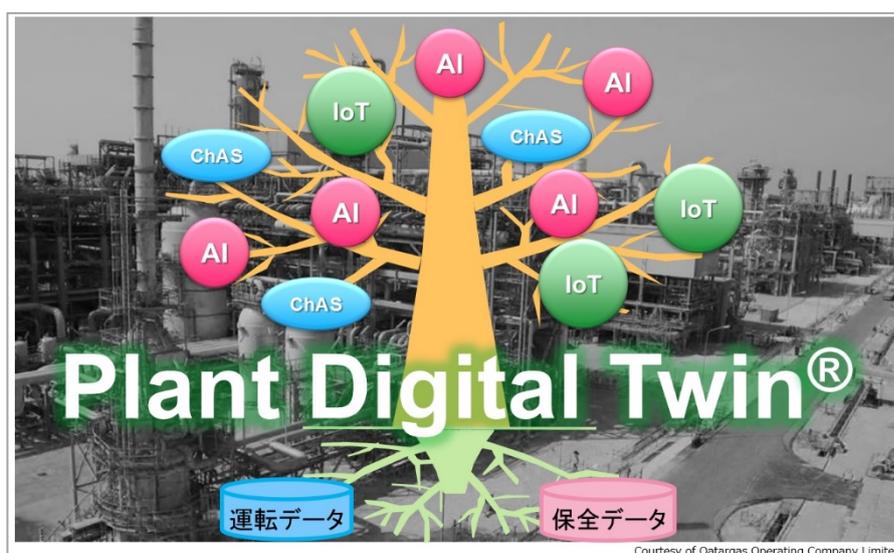


図7 プラントデジタルツインコンセプト

5. おわりに

以上のように、AI やデジタル技術は、今まで培われてきた工学的アプローチを否定することなく補完することができる。統計的手法で高い精度を出す計算ツールとしての側面を超えて、今まで手が出なかった領域へのアプローチが可能になった。このアプローチは、ハード改造なしでも、運転効率化・最適化に有効であり、安全性を損なうことなく収益向上が見込める有望な手段である。ゆえにこれからプラント運転、保守に、AI 等のデジタル技術が貢献することに疑問の余地はない。しかし、深層学習による超多次元変数間の相関関係はブラックボックス化になりやすい。ビッグデータから相関関係が見つかったとしても、そこに因果関係があるかどうかは別物である。工学的に設計されたプラント内の事象には、物理モデルで記述されるような因果関係があるので、ビッグデータ解析で発見された相関を、工学的に裏づけることが大事である。そのためには、優れた機械学習アルゴリズムを駆使できる AI 開発技術を保有する会社と、設計、解析に秀でたエンジニアリング会社の協力が有効である。

参考文献

- (1) Eden, M. R., et al., Computer-Aided Chemical Engineering, PSE 2018, 44 (2018)
- (2) Keewan, M., et al., Chemical Engineering Communications., 205, (7), (2018)
- (3) <http://www.nedo.go.jp/content/100868554.pdf>
- (4) 安井威公, 化学工学, (83), 226 (2019)
- (5) 安井威公, ペトロテック, Vol42 NO.12 (2019)