

プラントにおける先進的AI事例集

～AIプロジェクトの成果実現と課題突破の実践例～

石油コンビナート等災害防止3省連絡会議（経済産業省、厚生労働省、総務省消防庁）

2020年11月

目次

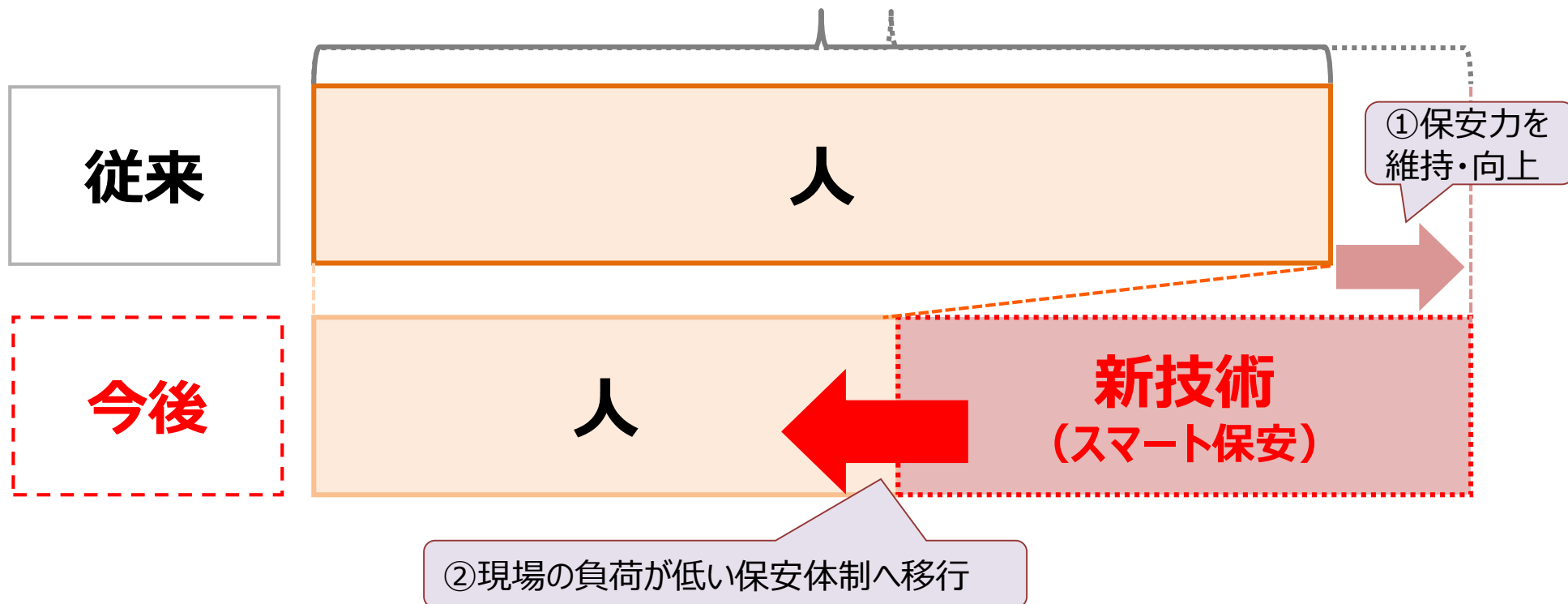
1. はじめに	2
1.1. スマート保安による保安の高度化	3
1.2. プラント保安分野におけるAI導入の意義	4
1.3. 本事例集の目的	5
1.4. 本事例集の構成	6
2. AI導入の効果	7
2.1. プラント保安分野におけるAIの役割と効果	8
2.2. AIが解決策となるプラント保安分野の課題	9
2.3. AIの導入効果の分類	10
2.4. AIの導入効果の具体例	11
（参考）AIでは解決しにくいプラント保安分野の課題	15
2.5. 保全・運転上のAIの役割	16
3. AI導入における典型的な課題の解決策	18
3.1. AI導入における課題の分類	19
3.2. AI導入における課題と解決策	21
4. AI導入個別事例	28
4.1. 個別事例の構成	29
4.2. 個別事例と「AIの導入効果」の対応	30
4.3. 個別事例と「AI導入における課題と解決策」の対応	31
（参考）業務フロー全体のデジタル化	32
4.4. AI導入個別事例	33
5. 参考資料	69
5.1. 「高圧ガス保安分野アクションプラン」におけるAI活用の位置づけ	70
5.2. プラント保安分野AI信頼性評価ガイドライン	72
5.3. ドローン等の電子機器を安全に取り扱うためのガイドライン	73
5.4. 用語集	74
5.5. 本事例集における調査方法	76

1. はじめに

1.1. スマート保安による保安の高度化

- 近年、プラントは構造的課題（設備の高経年化と労働力不足等※）に直面している一方で、AIやドローン等の新技術の発展が目覚ましい。
- そのため、新技術を活用して保安を変革し、構造的課題を解決する「スマート保安」を実行することが求められている。
- 以下の図で示すとおり、スマート保安によって、①保安力を維持・向上しつつ、②現場の負荷が低い保安体制へ移行することが期待される。

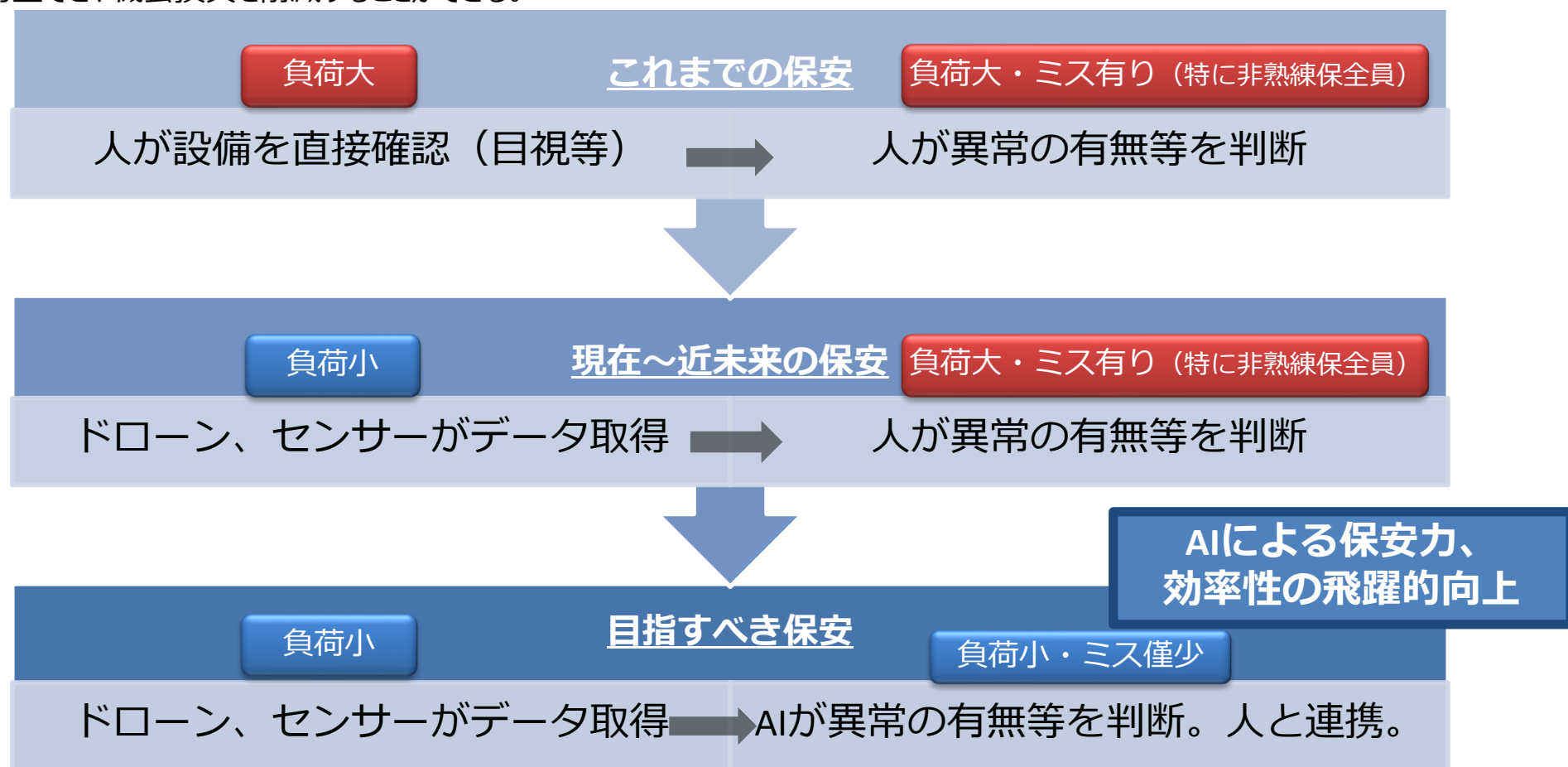
保安力（＝安全確保のための総合力）



※例えば、国内のエチレン生産設備は、2025年までに殆どの設備の稼働年数が40年を越えることが予想されている。また、ある事業所では、高騰する労務費や高経年化する設備の点検費等の増大により、年間の修繕費が2013年時点の30億円から2020年時点で46億円に増加、2024年時点では64億円にあると予想されている。（出所：高压ガス保安分野 スマート保安アクションプラン）

1.2. プラント保安分野におけるAI導入の意義

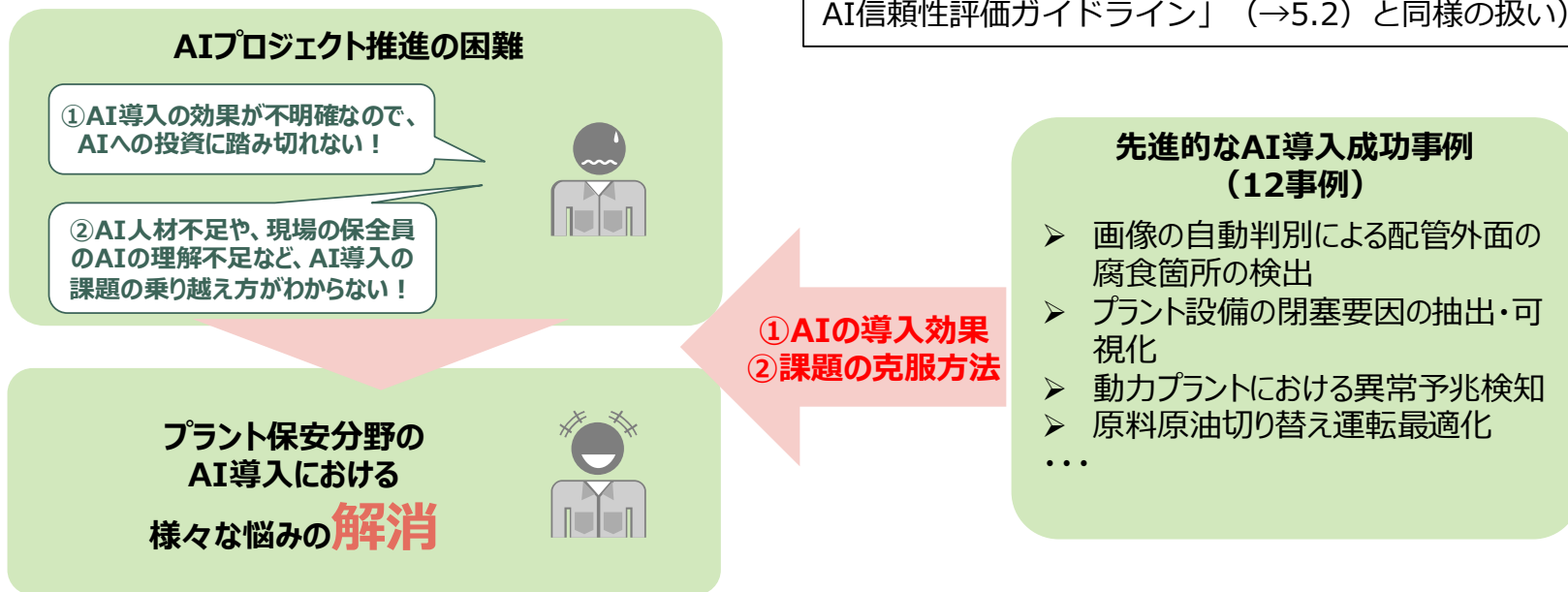
- スマート保安技術のうち、近年特に活用が期待されているのが「AI」である。
- これまでは保全員が現場で異常を確認していたが、特に自主保安の領域ではドローンやセンサーに置き換わりつつある。
- このデータに基づいてAIが異常の有無等を高精度で判断できれば多様な効果が期待できる。例えば、より高頻度～リアルタイムに設備の状態を把握できるようになるため点検の的確性や効率が向上する。また、AIの判断を活用することで保全員の負荷を低減するだけでなく、非熟練保全員でも高水準の保安レベルを維持できる。さらに、異常を兆候の段階で発見できれば重大事故を防止でき、機会損失を削減することができる。



1.3. 本事例集の目的

- AI（※）は保安力・生産性を飛躍的に高める可能性を有しているが、AIプロジェクトを推進するには困難が伴う。
- 特に、①AIによってどのような効果が得られるか分からないため投資に踏み切れない、②AI導入にあたって直面する課題（AI人材不足、現場の保全員のAI理解不足等）の乗り越え方がわからない、という事業者に向けて、本事例集が解決策を示す。
- 本事例集では、プラント事業者、AI開発事業者等から**12の先進的なAI導入成功事例**をご提供いただき、これに基づいて①**AIの導入成果**、②**AI導入における典型的な課題の克服方法**を具体的に示した。
- 本事例集をヒントとして用いて、AIプロジェクトの立ち上げ・推進を力強く進めていただきたい。

（※）本事例集では、「AI」とは近年実用化が進みつつある「機械学習」を対象としており、プラント保安分野に特化した導入事例を示すことを目的としている。（「プラント保安分野AI信頼性評価ガイドライン」（→5.2）と同様の扱い）



1.4. 本事例集の構成

- 2章でAIの導入効果、3章でAI導入における典型的な課題の解決策を示した。
- 4章でプラント事業者・AI開発事業者等からご提供いただいた先進的なAI導入成功事例を示した。
- 2章・3章の内容は、4章で示した事例から具体例を抽出して類型化したものである。

1章：はじめに

2章：AIの導入効果

- ✓ 人的ミスの検知
- ✓ 負荷低減
- ✓ 早期発見
- ✓ 生産性向上
- ...

3章：AI導入における 典型的な課題の解決策

- ✓ プラント×AIの人材育成・体制
- ✓ AI事業の目的設定の困難さ
- ✓ 経済的利点が不明瞭
- ✓ 高い技術水準を担保する必要
- ...

具体例の抽出・類型化

具体例の抽出・類型化

4章：AI導入個別事例

- 画像の自動判別による配管外面の腐食箇所の検出
- プラント設備の閉塞要因の抽出・可視化
- 動力プラントにおける異常予兆検知
- 原料原油切り替え運転最適化
- ...

5章：参考資料

2. AI導入の効果

2.1. プラント保安分野におけるAIの役割と効果

- 本章では、先進的なAI導入成功事例から抽出したAIの導入効果を示す。
- 先進事例に基づき、プラント保安分野におけるAIの導入効果を8つに分類した。
- 併せて、プラント保安分野の業務（保全・運転）の中でAIが果たしている役割を9つに分類した。

AIの導入効果→2.2.～2.4.

凡例： **保安水準の維持・向上** **効率性の向上**

保全・運転 共通

ノウハウの継承

判断基準の平滑化

高頻度化

人的ミスの検知

保全

計画高度化

負荷低減

運転

早期発見

生産性向上

保全・運転上のAIの役割→2.5.

保全

① 保全計画の立案

② 保全活動(計画)

③ 保全活動(臨時)

④ 不適切操作の
検知・防止

運転

⑤ 運転計画の立案

⑥ 立上げ調整

⑦ 運転中の監視

⑧ 運転中の調整

⑨ 不適切操作の
検知・防止

2.2. AIが解決策となるプラント保安分野の課題

- AIを導入することで、プラントが直面している保安や生産性に関する課題を解決できる。
- AIの特徴を踏まえ（データから規則性や判断基準を学習し、これに基づいて予測や判断を行う）、取り組む課題を適切に設定することが重要である。これにより、大きなAI導入効果を得ることができる。
- なお、AIの適用が不適切な（AIでは解決できない）課題について、（参考）として15ページに示している。

AIが解決策となるプラント保安分野の課題

プラント保安人材に関する課題（例）

- 退職によって、熟練技術者が持つノウハウが継承できない。
- 判断や対応を熟練技術者が属人的に行っていて基準がバラバラである。
- 誤操作・誤判断といった人的ミスが防げない。早期に気づけない。
- 作業員の判断を伴う業務の負荷を減らしたい。

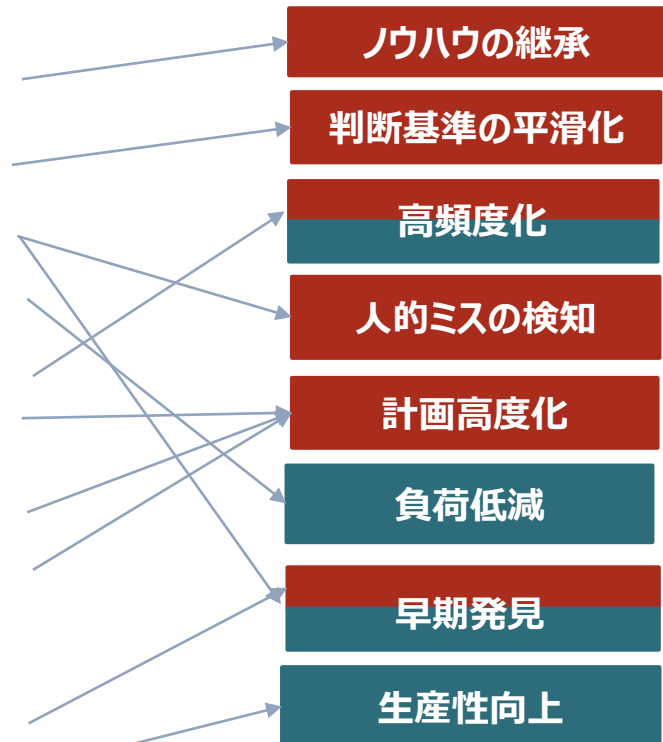
設備の保安管理に関する課題（例）

- もっと高頻度で設備状況を把握したい。
- 設備における検査点数を増やしたい。
- 設備に付随する部品・装置等の交換時期を把握したい。
- 既存のセンサでは原理的に直接とらえることができないパラメータを把握したい。

生産性の向上に関する課題（例）

- 設備異常による突発的な運転停止を防ぎたい。
- 生産性を最大化できる最適な運転の設定値を知りたい。

AIの導入効果→2.2.～2.4



凡例： 保安水準の維持・向上

効率性の向上

2.3. AIの導入効果の分類

- 先進的なAI導入成功事例から、以下の8つの効果を抽出した。概要を以下に示す。
- AIにより、プラント保安の業務（保全・運転）の「保安水準の維持・向上」「効率性の向上」が期待される。
- 以降では、8つの効果それぞれについて、先進事例に基づく例を示す。

保全・運転 共通

ノウハウの継承

事例数：6

- 非熟練者に熟練者のノウハウを効果的に継承する。例えば、AIが熟練者と非熟練者の**運転操作の違いを定量的に評価**し、操作スキルの向上に活用する。また、AIの出力結果の活用について**熟練者と非熟練者が議論**することを通し、熟練者の知識が非熟練者に伝達される。

判断基準の平滑化

事例数：5

- AIが**判断・対応の基準を示す**ことで、属人的でばらつきのあった判断・対応を揃えることができる。同時に、非熟練者の**判断・対応の水準を底上げ**できる。

高頻度化

事例数：3

- AIがDCSから得られる数百のデータを分析し、**設備の状態をリアルタイムに推定**できる。また、AIの判断は高速で作業員の負荷が小さいため、**広範囲の保全・運転状況を確認**できる。

人的ミスの検知

事例数：2

- AIがプラントの状態を監視すると、**運転操作ミス**（バルブの閉め忘れなど）や**保全活動のミス**（設備の施工不良など）を**即座に検知**できる。

保全

計画高度化

事例数：6

- AIのプラント全体を網羅する腐食予測を基にすると、腐食の強い箇所は**重点的に**、弱い箇所は**適切な頻度**で行える。

負荷低減

事例数：9

- AIが**自動で異常有無を判断し保全員に提示**することで、判断の負荷を減らす。

運転

早期発見

事例数：6

- **異常の予兆を検知し、運転に反映**することで、計画外停止や重大事故を防止する。

生産性向上

事例数：5

- AIが提示した**運転パラメータを運転員が操作に反映**し、安全を確保しながら生産量や品質を最適化する。

凡例： **保安水準の維持・向上** **効率性の向上**

2.4. AIの導入効果の具体例 / 保全・運転 共通

- 「ノウハウの継承」では、AIの判断結果を教材とする例（NO.6：アズビル、NO.8：出光、NO.11：ベストマテリア、NO.12：鳥取大学）や、AIが運転操作を定量評価する例（NO.7：千代田化工）がある。
- 「判断基準の平滑化」では、個人の力量に依らずに腐食の検出（No.8：出光、NO.9：JSR）や異常の検知（No.4：NEC、No.6：アズビル、No.12：鳥取大学）を行う例がある。

ノウハウの継承

事例数：6

- ✓ AIによって自動で可視化されるセンサーの関係性について若手技術者と熟練者が議論を交わすことで、**熟練者の暗黙知を若手に継承**できる。（NO.4：NEC）
- ✓ **AIが運転状況と異常度合いの関係をリアルタイムで示す**ため、若手運転員がどのような運転をすると異常が発生しやすいのか**理解する教材**になる。また、AIの作成にはユーザー自身が関与することが求められており、若手運転員が製造プロセスを深く理解する機会になる。（NO.6：アズビル）
- ✓ 各運転員による**切り替え運転操作**に対して、**AIによる評価を提示**できる。ベテランと新人の運転の差を定量的に比較でき、**高度な操作ノウハウの伝承の手助け**となっている。また、運転員のシミュレータ上での操作訓練においても**AIによる評価を活用**することで、**訓練の質が大幅に向上**している。（NO.7：千代田化工）
- ✓ **AIによる腐食のレベル分類の判定事例**を、若手育成のための**教材として活用**できる。（NO.8：出光）
- ✓ リスクベースメンテナンス(RBM)を実施する場合に必要な**損傷機構（疲労、腐食、クリープ、エロージョンなど）の判断**について、**AIによる損傷機構の判断結果**を若手の技術者が閲覧し、学習することができる。従来はOJTが中心で、現場ごとに専門性の偏りがあった**損傷機構判断の技術**を、**より体系的に学習**できる。（NO.11：ベストマテリア）
- ✓ AIを開発する過程で、**暗黙知だった事故・対策事例**を**分析しやすい状態で整理・蓄積**している。これは、**事故予防施策の有用性の検証**や、**中堅以下への教育・ノウハウ継承**に活用できる。（NO.12：鳥取大学）

判断基準の平滑化

事例数：5

- ✓ **AIが、プラントの運転がいつもの状態から逸脱している程度を数値化**する。この数値を指標とすることで、例えば**運転パラメータ調整の実施判断**を、**技術者の属人的なものではなく、定量的に行う**ことができる。（No.4：NEC）
- ✓ 属人的な**熟練運転員のノウハウ**に依存せず、**設備の異常を予兆段階で検知**できる。（No.6：アズビル）
- ✓ 日常の巡視において、運転員が配管腐食の緊急度を判断していたが、**運転員の経験の多寡による結果のばらつきが問題**となっていた。**AIが画像から自動判定**することで、**腐食の緊急度の判断の基準が平滑化**される。（No.8：出光）
- ✓ **AIが画像から腐食箇所を自動判定**することで、個人の力量に依らず**一定の基準で配管の腐食箇所を検出**できる。（NO.9：JSR）
- ✓ 運転員の**経験の多寡によらず、同水準で異常の原因と対策を判断**できる。属人的な誤った判断が減少することも期待できる。（No.12：鳥取大学）

2.4. AIの導入効果の具体例 / 保全・運転 共通

- 「高頻度化」では、多数のデータを処理できるAIの特性を活かして点検頻度を増やす例（NO.9：JSR、NO.10：イクシス）がある。
- 「人的ミスの検知」では、人的ミスを異常予兆として検知する例（NO.4：NEC、NO.12：鳥取大学）がある。

高頻度化

事例数：3

- ✓ これまでの、特定箇所（数カ所）での定期的（1か月1回以下）な配管の肉厚測定に加えて、**配管全体の肉厚をリアルタイムで把握できる**ようになった。（NO.1：横河電機）
- ✓ 配管の画像と異常の有無を位置情報と紐づけて時系列的に管理することで、**損傷の時間的変化を把握できる**。（NO.9：JSR）
- ✓ AIおよびロボットを活用することで、**定常的かつ高頻度に点検でき、損傷の早期発見が期待できる**。（NO.10：イクシス）

人的ミスの検知

事例数：2

- ✓ **日常的に発生する運転員のミス（例：ポンプ切り替え作業でのバルブの開度や燃料の投入割合の誤り）を異常として検知できる**。（NO.4：NEC）
- ✓ AIを用いて異常の種類と原因を事前に整理しているため、**AIが運転中にアラートを発したとき、原因が人的エラー（バルブの閉め忘れなど）であることを提示できる**。同時に、そのエラーへの対策も示される。（NO.12：鳥取大学）

2.4. AIの導入効果の具体例 / 保全

- 「計画高度化」では、設備の状態把握に基づいてメンテナンスの計画を立てる例（NO.1：横河電機、NO.2：三菱ケミカル、NO.8：出光）がある。
- 「負荷低減」では、人間の確認対象をスクリーニングする例（NO.8：出光、NO.9：JSR）や、異常対応に時間余裕を生む例（NO.4：NEC、NO.5：旭化成、NO.6：アズビル）がある。

計画高度化

事例数：6

- ✓ **AIによる配管の状態予測**を参考にすることで、配管の補修・交換等の**メンテナンスを適切なタイミングで計画・実行**できるようになった。（NO.1：横河電機）
- ✓ プラントでは液面計の指示値を基に様々な操作を行っているため、液面計に不具合が発生した場合の影響が大きい。**AIが液面計及び関係計器の異常を検出**することで、液面計及び関係計器の異常の有無やその程度に基づいて、**機器を交換するタイミングを検討**することができる。（NO.2：三菱ケミカル）
- ✓ これまでは、日常の巡視の中で発見した配管外面の腐食箇所を運転員が撮影し、画像に緊急度のコメントを付していた。また、その画像に対して専門担当者が腐食のレベルを分類していた。しかし、運転員・専門担当者ともに判断に手間がかかっていたため、撮影枚数が限られていた。**AIは大量の画像を高速に処理**できるため、撮影枚数を増やすことができる。これにより、**配管の腐食状態を網羅的に把握**でき、**点検・補修の計画の精度を上げられる**。（NO.8：出光）
- ✓ 経験者に依存していた、亀裂・腐食の検出をAIで支援する。**経験者が劣化の恐れがない箇所を点検する頻度を大幅に軽減**できるため、同一時間で**従来より広範囲を点検**できる。また、点検で取得した画像データをリアルタイムに位置データと紐づけられるため、点検漏れがなくなる。これらにより、点検計画がより正確になる。（NO.10：イクシス）
- ✓ リスクベースメンテナンス(RBM)を実施する場合に必要な**損傷機構（疲労、腐食、クリープ、エロージョンなど）の判断**をAIが**一部代替**することで、**RBMの導入が容易になり、保全の合理化が進む**。（NO.11：ベストマテリア）

負荷低減

事例数：9

- ✓ **AIによって装置の閉塞原因となる条件を特定**できた。これをもとに、閉塞の再発防止策や発生を遅らせる運転方法を考案し、**装置の閉塞が発生する頻度を抑制**できた。これにより、**装置の清掃の頻度を低減**できた。（NO.3：日揮グローバル）
- ✓ プラント設備の異常予兆の検知時に、**異常を示すセンサの場所や異常度合いの高いセンサの順番が表示**されるため、**異常原因が推定**できる。これにより、**異常対応時の負荷が低減**できる。また、予兆段階で異常を検知し計画的に対処することで、保全作業を平準化できる。加えて、過去の類似した異常事例を運転員が任意に取得し参考にできるため、異常対応時の負荷が低減できる。（NO.4：NEC）
- ✓ 動力プラントが突発的に損傷・停止すると、緊急対応に加えて、2週間～1ヶ月程度の修繕作業が必要になる。AIを導入すると、**異常予兆（ボイラー配管からの極微量の漏洩）を検知した段階で、補修・交換を計画・実行**できる。そのため、**現場の業務負荷が低減**できる。（NO.5：旭化成）
- ✓ **定期的に発生する事象（例：排水ポンプのストレーナの詰まり）を早期検知**することで、対応までの時間的な余裕が生まれ、**対応作業が効率化**できる。（NO.6：アズビル）
- ✓ 運転員は、日常の巡視の中で発見した配管外面の腐食箇所を撮影し画像に緊急度のコメントを付していた。**AIによって画像に対して腐食のレベル分けがされる**ため、腐食の緊急度判断に悩むことがなくなり腐食の発見と撮影に注力できる。また、腐食レベルを判断していた専門担当者は、**AIの出力の確認をすればよくなり、判断の負荷が下がる**。（NO.8：出光）
- ✓ 配管外面の腐食の検出のために、これまでは作業員がプラント全体を目視点検する必要があった。**AIが画像から腐食が疑われる箇所を選別（スクリーニング）すれば、作業員が現場で重点的に確認すべき箇所を事前に絞り込める**。（NO.9：JSR）

2.4. AIの導入効果の具体例 / 運転

- 「早期発見」では、従来捉えられなかった異常を早期に検知して運転に反映する例（NO.2：三菱ケミカル、NO.4：NEC、NO.5：旭化成、NO.6：アズビル）がある。
- 「生産性向上」では、異常予兆に対処して生産を継続する例（NO.1：横河電機、NO.3：日揮グローバル、NO.5：旭化成、NO.6：アズビル）や、運転パラメータを最適化する例（NO.7：千代田化工）がある。

早期発見

事例数：6

- ✓ **AIが減肉の推定値をリアルタイム運転員に対して表示**するため、運転員が減肉の傾向を常に確認できる。それにより、**配管からの漏洩等の重大事故を防止**できる。（NO.1：横河電機）
- ✓ **これまで液面制御に関わる異常を運転中に把握することはできなかつた**。AIが異常を検出できれば、誤った指示値に基づいて運転操作するリスクが下がり、**プラントの重大事故・計画外停止を回避**できる。これにより、製品生産の機会損失も回避できる。（NO.2：三菱ケミカル）
- ✓ 対処が必要となる**異常を見逃すことなく、予兆段階で検知**することにより**重大事故、計画外停止を撲滅**できる。（NO.4：NEC）
- ✓ DCSの運転データを用いた上下限值監視といった、**従来の方法では捉えることのできなかつた設備の異常**（ボイラー配管からの極微量な漏洩）を**予兆段階で検知**することが出来る。（NO.5：旭化成）
- ✓ **設備の異常を予兆段階で検知**できるため、必要な措置を早期に実施できる。また、早期に対処することで設備の緊急停止を未然に防ぐことができるため、**プラントを安定的に稼働させることができる**。（NO.6：アズビル）
- ✓ **異常発生の数時間前に、装置の異常予兆を検知**できる。同時に、事象の原因と対策を提示するため、運転員が今後の事象の進展を予期でき、**適切に事前の準備や対策**ができる。（NO.12：鳥取大学）

生産性向上

事例数：5

- ✓ **AIによって減肉が進行しやすい運転条件を特定**できた。運転員がその条件を回避して運転することで、減肉の進行を抑制できるようになった。これにより、従来年に1回程度実施していた**配管の交換頻度を抑えることができ、生産性が向上**する。（NO.1：横河電機）
- ✓ **AIによって装置の閉塞原因となる条件を特定**できた。そのため、閉塞の再発防止策や発生を遅らせる運転方法を考案できた。これにより、装置の閉塞による**プラントの停止期間が減少し、生産性が向上**した。（NO.3：日揮グローバル）
- ✓ 自家発電設備である**動力プラントをAIで監視し、異常の兆候を検知した段階で予備の発電設備に切り替えれば、電力の供給を継続**することができる。これにより、**電力供給先のプラントの生産を止める必要がなくなる**。（NO.5：旭化成）
- ✓ **製品の品質低下の予兆とその要因を早期に検知**し対処することで、**原料原単位が改善し生産コストを削減**できる。（NO.6：アズビル）
- ✓ **AIが運転パラメータを最適化**することで、非定常な**切替運転時間を短縮し（＝設備稼働率増）し、中間留分量（灯軽油）の生産量を増加**することができる。（NO.7：千代田化工）

(参考) AIでは解決しにくいプラント保安分野の課題

- プラントの現場で直面している保安や生産性に関する課題の中には、AIの導入が適切でなく、解決策とならない場合がある。
- 例えば、論理的な原因究明を求めること、「100%の精度」を求めること、一足飛びに「完全自動化」を求めることは難しい場合が多い。
- AI導入の対象を誤らず、適切な目的設定を持つことが重要である。

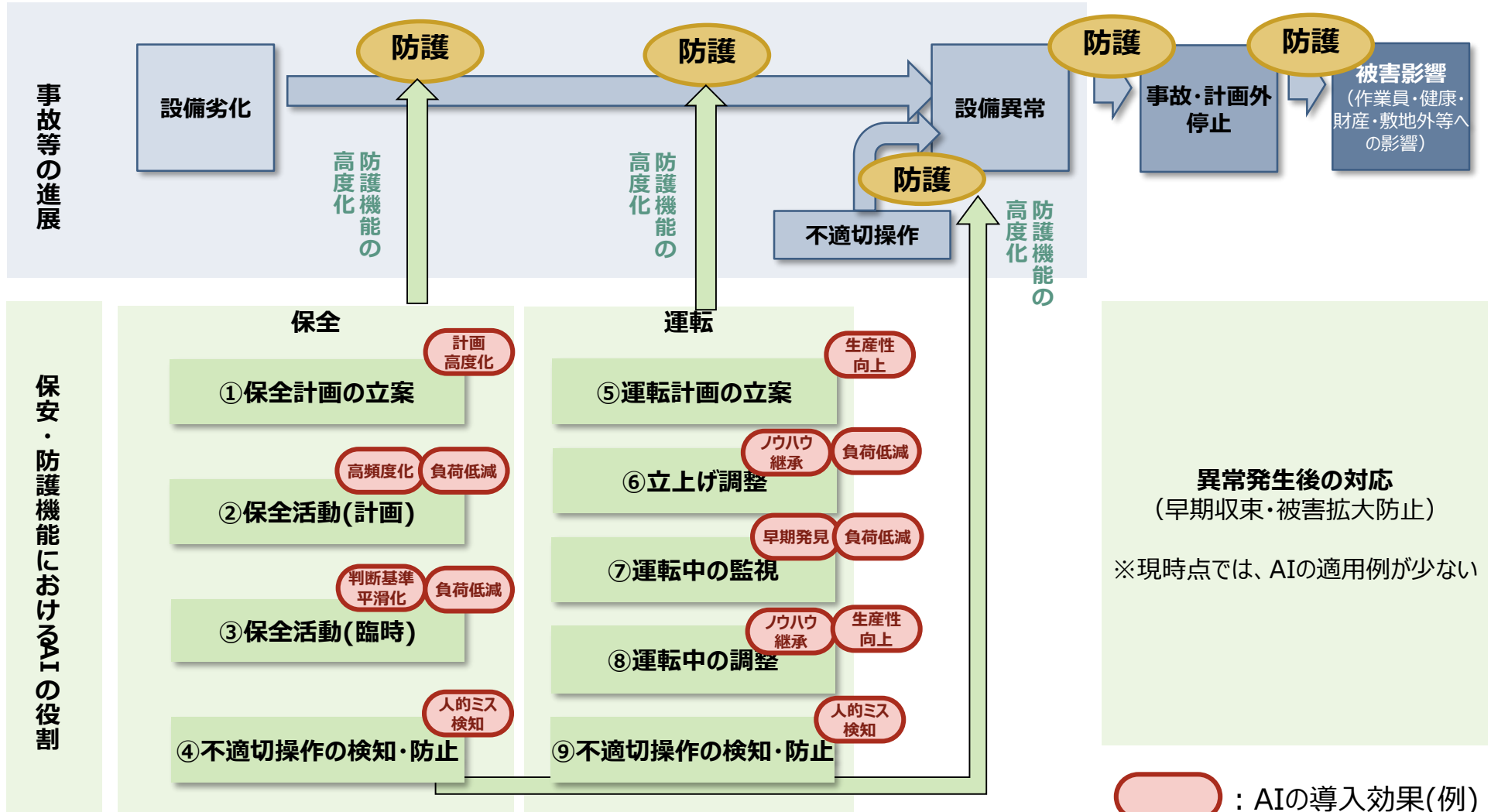
AIでは解決しにくいプラント保安分野の課題

- 計画外停止などの真の原因を探りたい。
(AIは、論理的に原因究明を行うことに適していない。)
- 100%の精度で劣化予測・異常診断したい。
(AIは、100%の精度で正解を予測することは出来ない。)
※例えば、従来の(法定義務ではない自主的な)「目視点検」にAIを活用する場合、AIが「異常なし」と判断する閾値を適切に設定し、少しでも異常の恐れがあれば人員が確認する仕組みを構築する等、誤判断に対する方策を講じる必要がある
- 保安管理業務の多くをAIを用いて自動化・代替したい。
(判断を伴う業務のAIによる代替では、多くの検証を必要とする。
特に、AIの誤判断による人的被害・経済的被害リスクについて、
解析及び低減方策の構築が事前に十分に行われている必要がある)



2.5. 保全・運転上のAIの役割 (1/2)

- プラントの保安を事故等の進展に対する防護機能ととらえた場合、防護機能を発揮する活動として主に「保全」と「運転」があり、AIはそれぞれの局面で防護機能を高度化できる（保安力の向上or効率性の向上）。
- 4章で示す先進事例に基づき、保全・運転の中でAIが果たしている役割を①～⑨に分類した。
- なお、保安の局面として異常発生後の対応も考えられるが、現時点でAIの適用例が少なく、本事例集ではとりあげていない。



2.5. 保全・運転上のAIの役割（2/2）

- ①～⑨に示すAIの役割は、4章で示す個別事例と以下のように対応している。
- 自社において、保全・運転のどの局面でAI活用を検討するかを確認し、参考にされたい。

	保全及び運転における業務・活動	AI導入個別事例の対応
保全	①保全計画の立案	NO.1：横河電機、NO.4：NEC、NO.6：アズビル、NO.10：イクシス、NO.11：ベストマテリア
	②保全活動（計画）	NO.1：横河電機、NO.4：NEC、NO.6：アズビル、NO.8：出光、NO.9：JSR、NO.10：イクシス
	③保全活動（臨時）	NO.1：横河電機、NO.3：日揮グローバル、NO.4：NEC、NO.5：旭化成、NO.6：アズビル
	④不適切操作の検知・防止	NO.4：NEC、NO.6：アズビル
運転	⑤運転計画の立案	NO.3：日揮グローバル
	⑥立上げ調整	NO.3：日揮グローバル
	⑦運転中の監視	NO.1：横河電機、NO.2：三菱ケミカル、NO.3：日揮グローバル、NO.4：NEC、NO.5：旭化成、NO.6：アズビル、NO.7：千代田化工、NO.12：鳥取大学
	⑧運転中の調整	NO.3：日揮グローバル、NO.4：NEC、NO.6：アズビル、NO.7：千代田化工
	⑨不適切操作の検知・防止	NO.4：NEC、NO.6：アズビル、NO.7：千代田化工

3. AI導入における典型的な課題の解決策

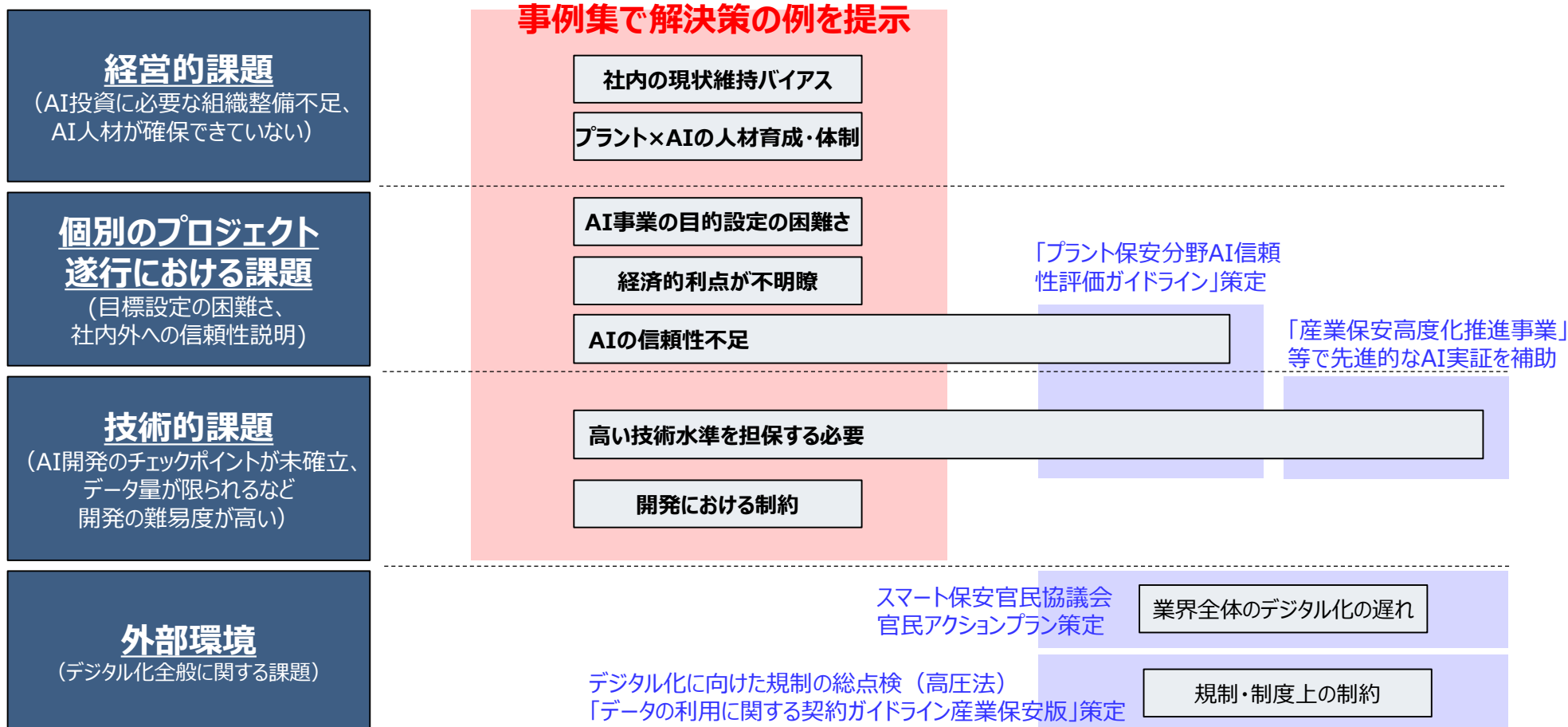
3.1. AI導入における課題の分類 (1/2)

- 本章では、先進事例に基づき、AI導入の課題と解決策を示す。
- AI導入の課題は多様であり、政府の取組で解決を支援できる課題と、事業者が解決しなければならない課題がある。
- 本事例集では、事業者が解決しなければならない7つの課題に焦点を当て、先進事例での解決策を示す。

事業者の取組による解決が必要

政府が課題解決を支援できる
(法令、ガイドライン、補助事業等)

事例集で解決策の例を提示



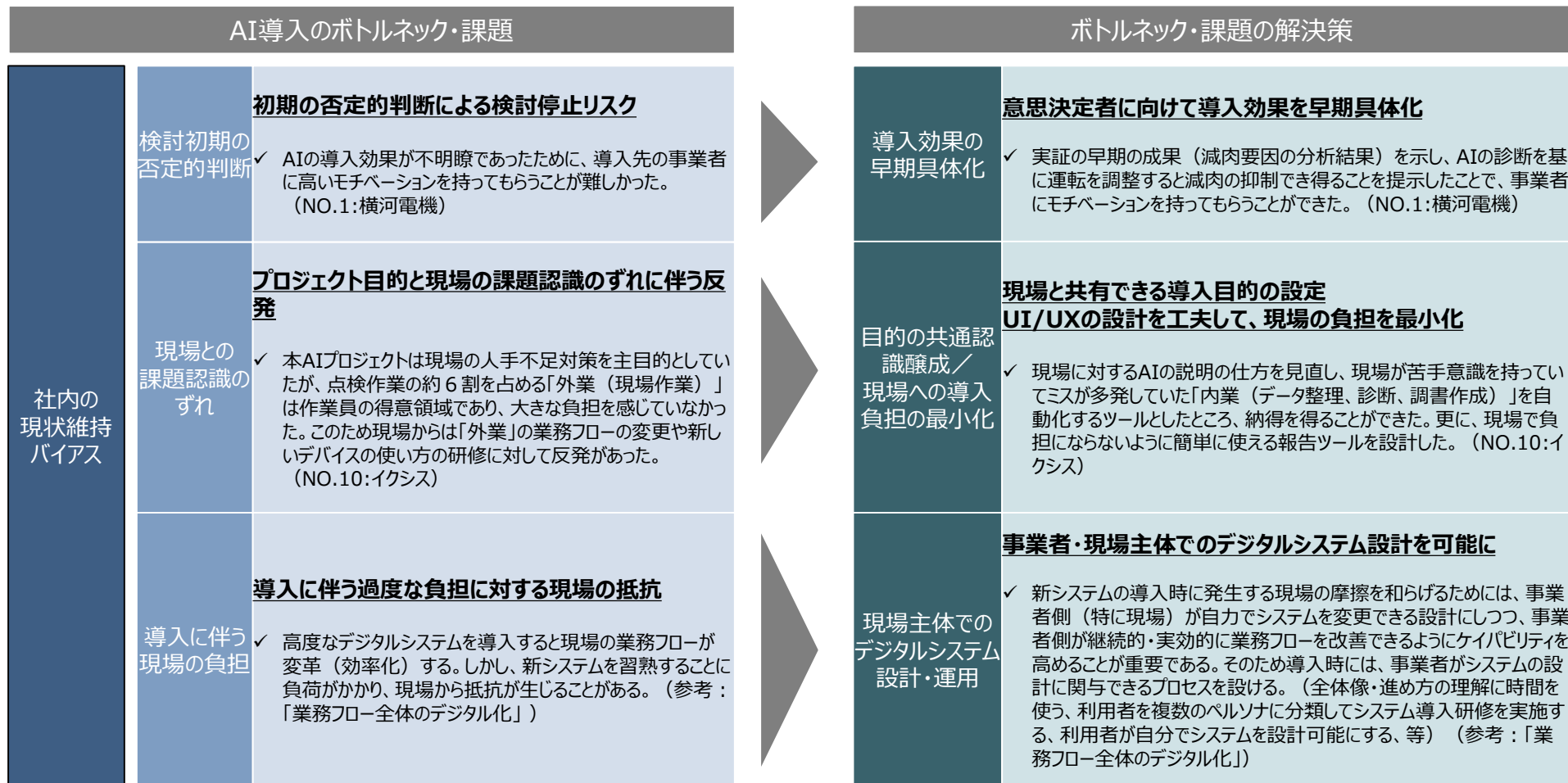
3.1. AI導入における課題の分類 (2/2)

- 本事例集で焦点を当てる7つの課題の概要を示す。
- 3.2以降では、7つの課題それぞれについて、先進事例に基づく解決策の例を示す。

課題：大項目	課題：中項目	概要
経営的課題 (AI投資に必要な組織整備不足、AI人材が確保できていない)	社内の現状維持バイアス	現状の業務プロセスを変更するリスクを恐れた意思決定や、現場での反発により、AI導入が進まない AIによって業務プロセスを変革するプロジェクトは、重要な案件であるほど多くの関係者を巻き込む。そのため、承認過程の各段階でリスクが否定的に判断されると、初期段階で検討が止まってしまう。また、AIを導入することで既存の業務プロセスが変わる場合に現場が納得せずうまく進まないことがある。例えばAIの利用によって現場に新たな負担が生じる場合や、作業員が即効性のある利点を感じられない場合に反発が起こりやすい。
	プラント×AIの人材育成・体制	プラントとAIの双方の技術を理解して、業務課題に取り組むことが出来る人材が不足 AI導入は業務改革を含むため、推進役にはプラントの業務・技術とAIの技術的知見の双方が必要になる。しかし、プラントの業務や技術的課題とAIの技術の双方に知見がある人材は希少である。また、AIを導入後に運用していくためには、現場の作業員もAIシステムを一定程度は理解する必要がある。
個別のプロジェクト遂行における課題 (目標設定の困難さ、社内外への信頼性説明)	AI事業の目的設定の困難さ	曖昧な課題認識、AIへの過度な期待等により、AI導入の目標を明確にできていない AIによって解決したい課題などの目的設定が曖昧で導入に至らない。また、AIに対する過度な期待が先行し、現実的な目標設定や開発から運用に進むための水準設定ができない。更に、安全領域の場合どの程度の精度水準で安全性向上に資するか、明確な指標が存在しないため、目標が明確になりにくい。
	経済的利点が不明瞭	AI導入による費用対効果の試算が難しく、経済的利点を明確化しにくい 実際に事故が発生することは極めて稀で、AI開発費用に対する保安力向上の価値を算出することが非常に難しい。また、AIの開発は試行錯誤を行いながら調整を繰り返す作業になるため、システム化に至るまでの正確な期間やコスト見積もりも難しい。
	AIの信頼性不足	AIの信頼性を評価する方法が確立できておらず、導入の意思決定ができない 構築したAIシステムの信頼性評価をどのように行えばよいのかわからず、導入の判断ができない。一般に、AIが提示する結果は100%の精度を期待出来るものではないため、それを前提としたシステムや運用を設計しなければならない。
技術的課題 (信頼性の高い方法が未確立、データ量が限られるなど開発の難易度が高い)	高い技術水準を担保する必要	高精度を達成するためには、高度なAIの技術的な知見が必要 AIの開発ではデータの質・量の確保や適切なモデルの選定など多様な項目を高水準で達成する必要があるが、それらを適切に実行するには、高い技術力を要する。また、運用に耐える精度水準を維持するためには導入後も継続的な調整が必要となる。
	開発における制約	異常データやプラントの技術知見の連携・共有が不十分なために、AIモデルの開発に制約 AI開発においては、データの件数（特に異常データの件数）を増やすことや、プラント特有の知識を活用して開発することにより、精度の良いAIモデルを構築することが出来る。しかし、データを連携するハードルが高く、データベース等の整理も進んでいないため、プラント事業者間でのデータの共有・活用が十分にできていない。また、プラント事業者側とAI開発者側とでデータや技術知見に関する連携・共有が不十分であるために、開発に制約が生じる場合がある。

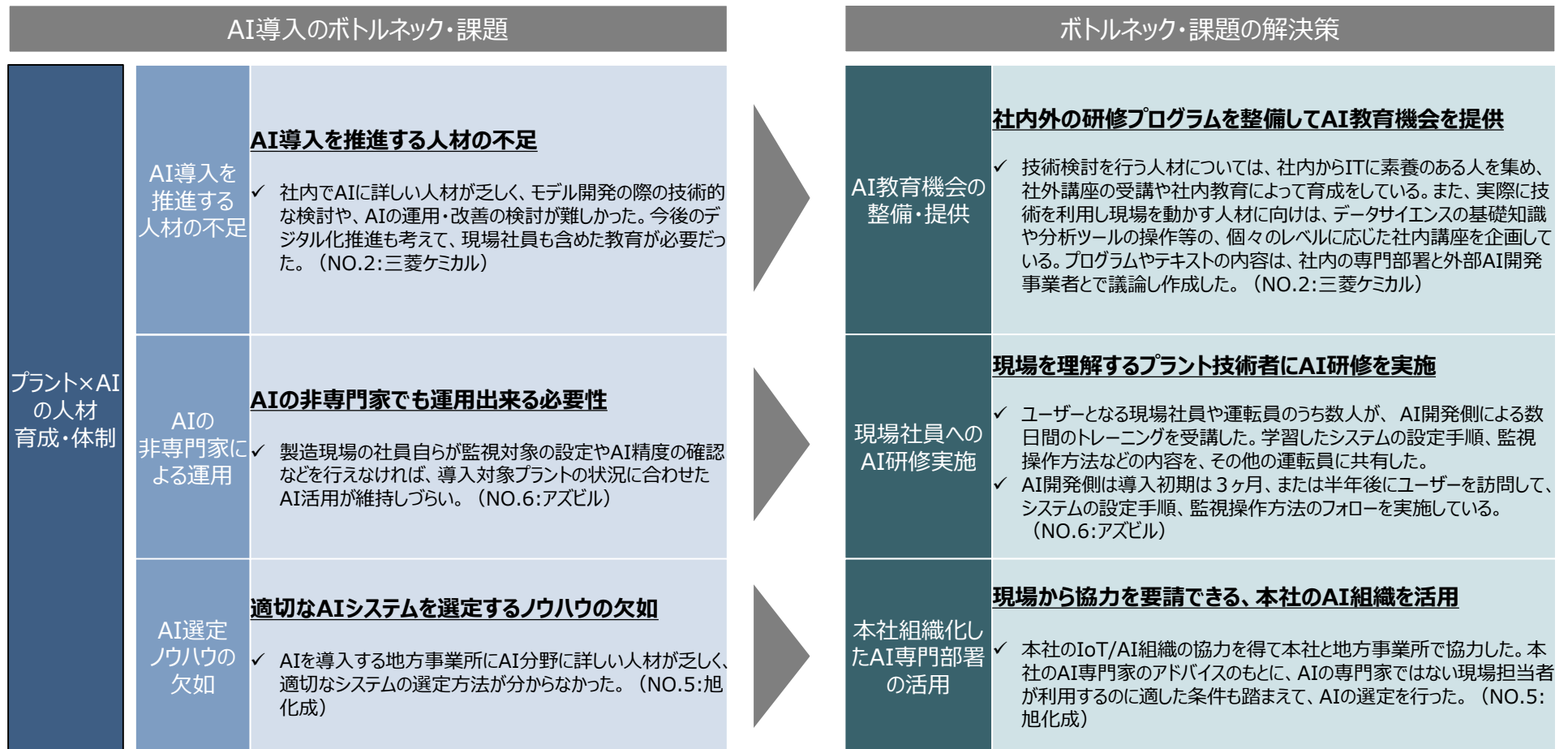
3.2. AI導入における課題と解決策：社内の現状維持バイアス

- 「社内の現状維持バイアス」については、意思決定者の否定的判断や、現場の負担感など、上層部・現場の双方に課題がある。
- 社内の意思決定プロセスを進めるには、導入効果を早期に具体化することが重要である。（NO.1:横河電機）
- 現場での業務プロセス変更を進めるには、現場と共有できる目的を設定するとともに、現場主体でシステムを設計・運用して負担を減らすことが重要である。（NO.10:イクシス,参考：「業務フロー全体のデジタル化」）



3.2. AI導入における課題と解決策：プラント×AIの人材育成・体制

- 「プラント×AIの人材育成・体制」については、AI導入の推進役を担うプラントとAI双方の技術的知見を持つ人材が不足していることが課題である。
- AI推進役として専門部署を組織することで、AIに知見・素養のある人材が、現場の協力を得ながらAI導入を推進できる。（NO.2:三菱ケミカル、NO.5:旭化成）
- 「ITに素養のあるプラント技術者」にAI教育を実施することで、開発や導入を担うプラント×AI人材を積極的に育成している事業者がいる。（NO.2:三菱ケミカル、NO.6:アズビル）



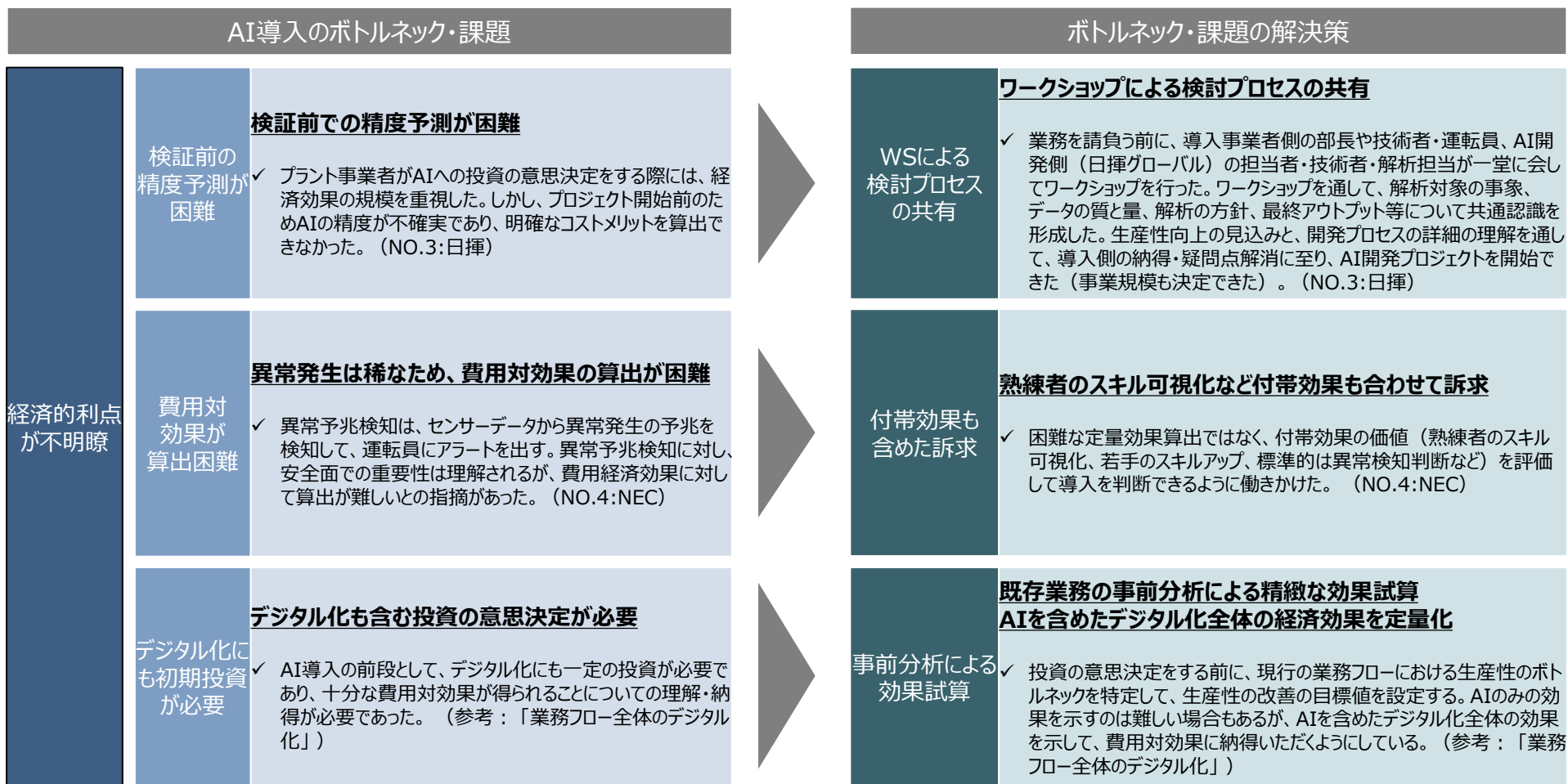
3.2. AI導入における課題と解決策：AI事業の目的設定の困難さ

- 「AI事業の目的設定の困難さ」については、AIが過度に期待される、目標が曖昧である等の課題がある。
- ワークショップ等で担当者・技術者と議論を繰り返し、目的を共有した上で（NO.1:横河電機、NO.10:イクシス）、目標とする精度水準等の具体的な議論（NO.8:出光、NO.7:千代田化工）を進める。

AI導入のボトルネック・課題			ボトルネック・課題の解決策	
AI事業の目的設定の困難さ	過度な期待	<p>AIに対する過度な期待</p> <ul style="list-style-type: none"> ✓ AIの導入目的が曖昧で、やみくもに「完全自動化」を求められる場合があった。（NO.10:イクシス） 	改善する業務の明確化	<p>業務全体の見える化と、現場にとって魅力的なAI活用策の設計</p> <ul style="list-style-type: none"> ✓ 「自動化」ではなく「業務全体の効率化」が目的であることを理解いただくため、業務の見える化を行った。具体的には、ユースケースを設定し、AIと従来業務の最適な組み合わせを提案した。従来の業務見積・作業日数と新しいシステムでの見積・作業日数を数値化して現場にアピールした。（NO.10:イクシス）
	曖昧な課題	<p>AIで何がしたいのか課題が明確でない</p> <ul style="list-style-type: none"> ✓ 導入事業者は、漠然とAIによって何らかのプラント保安の課題を解決したいと考えていたが、現状の具体的な課題（配管の腐食による減肉状況の把握とメンテナンスの最適化）と結びつけられていなかった。（NO.1:横河電機） 	関係者全員での認識共有	<p>関係者全員参加でのワークショップ開催により目的設定を明確化</p> <ul style="list-style-type: none"> ✓ 関係者が全員参加するワークショップを行い、「配管の腐食による減肉状況が詳細に把握できない」ことが課題であり、これが解決されるとメンテナンスが最適化できること、課題解決にAIが活用できることを参加者間で共通認識を持つことで、AIの目的を明確化した。（NO.1:横河電機）
	要求水準が不明瞭	<p>目標精度を設定することの難しさ</p> <ul style="list-style-type: none"> ✓ 配管外面腐食の点検に係る業務フローのどの部分をAIで代替するのか、その際の精度はどの程度必要かなど、今までにない観点の検討だったため、これらを確定するのに時間を要した。（NO.8:出光） 	技術者の精度水準との比較	<p>人による判定の精度水準と比較して、AIの要求水準を設定</p> <ul style="list-style-type: none"> ✓ 正解率の目標は、現状の専門担当者による判定の精度や、誤判定した場合の次工程への影響を考慮して設定した。この際、ユーザーとなる運転員・専門担当者と議論し、「専門担当者の水準」に達することは必須とせず、「専門担当者には若干劣るがノウハウのない人員より優れる水準」を最低目標とした。具体的な数値目標は「80%（腐食レベルを実際より大きく出力する誤判定と、判定不能の合計が20%。腐食レベルを実際より小さく出力する誤判定は限りなくゼロに近い数値（実績として、ゼロを達成））」と決めた。（NO.8:出光）
	定性的な目標	<p>「すぐれた運転」の定義が定性的</p> <ul style="list-style-type: none"> ✓ 運転最適化AIが目標とする「すぐれた運転」の評価基準を、熟練者へのインタビューや過去データから数式化し、納得感のある具体的な値として設定することが必要だったが、簡単ではなかった。（NO.7:千代田化工） 	定性的な目標の定量化	<p>熟練技術者との協議を通して目標を定量化</p> <ul style="list-style-type: none"> ✓ 熟練技術者と協議して評価基準を定め、目標とする水準を明確な数字で決めた。その後、実証実験での達成状況を踏まえて、その都度この目標を導入事業者と相談した。 ✓ たとえ目標の水準が達成できない場合でも、「不慣れな作業員と比べると優れている」ことを認識してもらうことで、AIへの高い期待を維持できた。 ✓ たとえ運転員がAIに頼りすぎても、作業時間を要するだけで安全面の問題は発生しないことを説明した。具体的には、設備操作の常識の範囲を外れたパラメータを出さないようAIに制限をかけていることや、製油所が備える安全機能にAIが影響を及ぼさないことを説明した。（NO.7:千代田化工）

3.2. AI導入における課題と解決策：経済的利点が不明瞭

- 「経済的利点が不明瞭」については、検討初期に精度が予測できず、効果の試算が難しいことが課題である。
- ワークショップにより、AI開発の開始から最終アウトプットに至るまでのプロセス全体について共通理解を得ることで、関係者が納得してプロジェクトを開始できる。（NO.3:日揮）
- AIを含むデジタル化全体を通して、現状の業務フローの課題を解決し、生産性を改善することを示す。（参考：「業務フロー全体のデジタル化」）



3.2. AI導入における課題と解決策：AIの信頼性不足

- 「AIの信頼性不足」については、AIの誤報や誤判断、運用に入るための検証方法等の課題がある。
- 誤報を繰り返さないよう追加学習の体制をつくる（NO.5:旭化成）、人による確認と組合せて運用する（NO.9:JSR）、実験で精度を検証する（NO.4:NEC）等の例がある。
- **本課題を解決するためには、「プラント保安分野AI信頼性評価ガイドライン」（→5.2）を参照することが強く推奨される。**

AI導入のボトルネック・課題			ボトルネック・課題の解決策		
AIの信頼性不足	警報の信頼性	原因不明や不適切な警報の発生を避けたい ✓ 極微量の漏洩が生じたときAIが判断した理由が分からないと、AIからの警報を受けた現場が対応しにくい。また、誤報が多いと、現場が警報を軽視することにつながる恐れがあった。（NO.5:旭化成）	▶	判断理由の可視化	AIの判断理由の明確さを重視したシステムを選定 追加学習により、最新の運転パターンを反映 ✓ 異常判定に影響を与えている説明変数を可視化するAIを選定した。 ✓ 本AIは、正常運転時の状態からの逸脱度合いによって異常を判断するため、運転状態切替え時（非定常な運転）を異常と判断してしまう。このような誤検知を繰り返さないよう、未学習の運転パターンを正常データとして随時追加学習できるシステムを選定した。（NO.5:旭化成）
	AIの誤判断リスク	AIの信頼性が100%にはならない ✓ AIが腐食を含んだ画像を見落とす懸念がある。（NO.9:JSR）	▶	スクリーニングとしての活用	AIはスクリーニングとして活用し、最後は技術者が判断 ✓ 疑わしい場合は「腐食あり」と判定することで見落としを回避する。配管全体から現場確認すべき箇所を絞り込むスクリーニングとしての活用が前提であり、現場で腐食なしと確認されることは許容している。（NO.9:JSR）
	検証用データの十分性	検証用の異常データが希少 ✓ AIの信頼性評価方法が確立されていないため、実運用で活用できる精度であるか確信を持てなかった。 ✓ 過去の異常発生時のデータを使ってテストし、AIの異常の見逃し率を検証する方法がある。しかし、プラントでは事故事例が非常に少ないため、検証に利用できる異常事例が少なかった。（NO.4:NEC）	▶	実運用での検証	実環境で軽微な異常発生を再現することにより検証 ✓ プラントを実際に運用している環境で実証試験を行い、異常予兆を検知してから実際に異常が発生するまで運転し続けることによる評価を行うことで、実運用に耐える予兆検知精度であることを確認した。 ✓ 異常発生の原因がよく理解されていて重大障害にならず、かつ装置損傷も非常に軽微な異常（目詰まり、 그리스切れ等）を実験的に再現して、モデルの精度の検証に活用した。 ✓ 2020年11月公表の「プラント保安分野AI信頼性評価ガイドライン」に則ってAIの開発を行い、その旨をプラント事業者の説明することを検討している。（NO.4:NEC）
	評価方法が未確立	実運用に活用するための評価方法が未確立 ✓ 構築したAIは、現場の技術者・運転員にとって有用かつ納得できるものである必要がある。しかし、AIの推論結果の精度評価の方法が確立されていなかった。（NO.12:鳥取大学）	▶	シナリオ構築によるケース評価	専門家によるシナリオ構築が可能かどうかによる検証 ✓ 熟練技術者がAIの推論結果（事象・原因・対策）から「どのような異常が発生・進展しているのか」シナリオを想起できるか検証した。検証した15ケース全てで、AIは熟練運転員が解釈可能な情報を提示した。（NO.12:鳥取大学）

3.2. AI導入における課題と解決策：高い技術水準を担保する必要

- 「高い技術水準を担保する必要」については、データの質・量の不足や、AIの出力が解釈できないこと等の課題がある。
- 正常データのみでモデルを構築する（NO.5:旭化成）、シミュレーションでデータを生成する（NO.7:千代田化工）、出力を解釈しやすい手法を選定する（NO.3:日揮）などの対応をとる。

AI導入のボトルネック・課題		ボトルネック・課題の解決策		
高い技術水準を担保する必要	異常データが僅少	異常データが僅少 ✓ 故障事例は多種多様、かつまれにしか発生しないため、学習に使える異常データが少なかった。（NO.5:旭化成）	正常データのみでモデル構築	異常データが不要なモデル構築手法を採用 ✓ 正常データだけで学習できるシステムを採用した（教師無学習を用いた外れ値検知）。（NO.5:旭化成）
	データの質が低い	データの質が精度に悪影響 ✓ データセットの質が悪く、AI開発の当初は腐食のレベル分類の正解率が低かった。例えば、教師データに関しては、画像が不鮮明だったり、広角過ぎるものが含まれていた。また、データセットの設計に関しても、データの網羅性が不足していたり、無関係な画像が混入した場合があった。（NO.8:出光）	ガイドラインの設計	撮影のガイドラインを設定 ✓ 学習用データの追加、吟味を行い、目標の正解率になるまで再学習を繰り返した。また、画像撮影における画角、明るさ、逆光、距離など必要最低限の事項を整理した、撮影作業用のガイドラインを新たに作成し、巡視時の撮影のルールとした。（NO.8:出光）
	過去データが活用困難	現在の運転条件と一致したデータ量が限られる ✓ AIが判断基準に用いる閾値の設定に不可欠な、液面計に異常が発生した際の運転データが少なく、更にこの時の運転条件は現在のものと異なっていた。（NO.2:三菱ケミカル）	過去データを活用した検証の工夫	過去の運転条件で機械学習スキームを検証 ✓ 液面計の指示値の異常が発生した当時の運転条件のデータで、予測モデルの構築とモデルの検証、閾値の検討を行った。その後、この検証された機械学習スキームを用いて、現在の運転データを新たに学習し直して、液面制御の異常検知モデルを実装した。（NO.2:三菱ケミカル）
	全条件のデータが揃っていない	一部の運転条件でのデータのみ存在 ✓ プラントは一定程度の規則に従って運転しているため、長期間稼働しているプラントでも、運転実績のあるパラメータの組合せが少ない。そのため、AIの学習に使えるデータの種類が少なかった。（NO.7:千代田化工）	シミュレーションデータの活用	シミュレーションデータの活用によるデータ拡張 ✓ シミュレータで多様なデータを作成し、実際のデータを用いて補正しつつ、AIの学習に活用した。シミュレーションにより、様々な運転パラメータを操作するとどのように運転状態が変化しやすいのか数多く試行できる。（NO.7:千代田化工）
	出力結果の解釈可能性	作業員が理解可能なAI出力が必要 ✓ AIを活用すると閉塞の原因となる要素を探索できるが、多数のセンサーを組み合わせた判断結果であるため、人間は直感的な理解がしにくい。結果を見た技術者が理解し納得するための工夫が必要だった。（NO.3:日揮）	解釈可能なAI手法選定と、要因の可視化	解釈可能なAI手法選定と、要因の可視化 ✓ 深層学習を用いた場合、予測精度は高いが、AIが提示する結果の解釈がしにくくなる。結果として、ユーザーである技術者が活用できず、閉塞の対策立案に寄与しないため、深層学習は採用しなかった。代わりに、結果の解釈が可能な学習手法を採用した。その上で、閉塞に起因する運転条件を表している要素のうち閉塞への影響が大きい上位3つを3次元に可視化するAIを作り、人が解釈し易いようにした。（NO.3:日揮）

3.2. AI導入における課題と解決策：開発における制約

- 「開発における制約」については、データの共有・連携ができない、プラント設備の知識が不足する等の課題がある。
- データの開示範囲を工夫してデータ共有する（NO.10:イクシス, NO.11:ベストマテリア）、AIの導入側（プラント事業者）主体でモデルを構築する（NO.6:アズビル）等の例がある。

AI導入のボトルネック・課題		ボトルネック・課題の解決策	
開発における制約	クラウド活用の承認	クラウド連携のセキュリティ面でのハードル ✓ 外部クラウド等への点検データの転送に対してAI導入側が難色を示したため、AI開発側で用意したデータを活用できず、学習に制限があった。（NO.10:イクシス）	2次データのみで学習 前処理を実施した2次データをクラウドに転送する仕組みを構築 ✓ 1次データ（生データ）ではなく2次データ（加工されたデータ）であれば外部に転送可能な仕組みづくりを行った。同時に、2次データのみを活用してAIが学習できる仕組みを構築した。（NO.10:イクシス）
	共有データの基準の不整合	データの基準が不整合なためデータ統合が困難 ✓ 学習に用いるデータは、様々なプラント事業者から提供を受けたものであり、データが生成された施設・設備が異なっている。そのため、データを一定の基準に揃える必要がある。（NO.11:ベストマテリア）	基準を揃えたデータベースの構築 基準を揃えたデータベースの構築 ✓ 施設・設備が異なっても、材料と使用条件が同じであれば、同じ箇所に損傷が生じると考えられている。そのため、データを材料・温度・応力・環境などの条件で基準を揃えたデータベースを構築することで適切な学習ができるようにした。（NO.11:ベストマテリア）
	データ提供のハードル	データ提供に対するハードル ✓ 導入事業者からAI開発への同意を得ていても、必要となる学習データの提供に協力を得るためには、別途データの必要性についての丁寧な説明が必要であった。（NO.1:横河電機）	WSによりデータの重要性を説明 データの重要性理解を促すことで、情報連携を促進 ✓ 課題設定のためのワークショップ（WS）やAIの開発状況を報告する際に、高度なAIの開発のためには多種・多量なデータが不可欠なことを繰り返し訴えた。これにより、必要なデータを提供いただけた。（NO.1:横河電機）
	プラント設備の知識不足	プラント設備に対する事前知識が必要 ✓ 計測項目の正常範囲の推定に用いる説明変数の抽出するには、設備や製造プロセス個別の特徴を深く理解しているユーザー側の運転員に協力いただく必要がある。（NO.6:アズビル）	運転員主体でのモデル作成 現場主体での監視モデル作成 ✓ 設備や製造プロセスを理解している現場の運転員が主体となって監視モデルの作成を行うようにAI導入プロセスを設計している。具体的には、監視対象設備を決め、監視のための計測項目を設定し、計測項目の正常範囲を推定するための説明変数（DCSデータ）を抽出するプロセスを、AI開発側（アズビル）の支援のもと、ユーザー側の運転員で実施できるようにしている。これにより、設備個別の状況を踏まえて説明変数の取捨選択を適切に行うことができ、高精度なモデルを構築することができる。（NO.6:アズビル）
	データベースが未整備	データベース化されておらず、データ処理が煩雑 ✓ プラントでは事故発生件数が少なく異常データが不足するため、事業者間で異常データを共有するのが望ましい。しかし、データがエクセル形式で管理されており、データベース化されていない、そのため、データの前処理の手間が大きい。（NO.12:鳥取大学）	データベース化の実現と共有化の仕組み検討 データの構造化と共有の仕組みを検討 ✓ 現在、事業者ごとにデータベース化を実施済み。今後、複数の事業者間でデータベースの構造化を共通化することを検討中（構築できれば、業界全体の保安力向上に資すると期待できる）。（NO.12:鳥取大学）

4. AI導入個別事例

4.1. 個別事例の構成

1ページ目：概要・技術・AIの役割（一般向け）

配管減肉量をリアルタイムで可視化し、減肉が進行しやすいオペレーションに改善

1. 配管の腐食による減肉量の推定と腐食の主要因特定

開発事業者 横河電機株式会社

概要

石油精製と使用される常圧蒸留塔の上部配管は、宿命的に内側に腐食が発生し減肉が生じる。配管の補修や交換は、「特定箇所」での「定期的な」肉厚測定の結果を用いて計画しており、過度または過小なメンテナンスだった。そのため、「配管全体」の腐食、減肉の状態を「高頻度」に把握し、補修や交換の計画を高度化するニーズがあった。そこでAIを活用し、新たなセンサーを設置せず、既に測定しているプロセス値から配管減肉量を推定できるシステムを導入し補修・交換のタイミングを適正化した。また、腐食による減肉が生じやすい状態（温度低下等）を分析し、減肉が進行しやすいオペレーションの状態を特定した。これにより、プラント運転の調整により腐食の進行を調節できるようになった。

使用技術

AI	AI以外デバイス
自然言語処理	タブレット
画像認識	デジタルサイン
時系列データ	FOV・ロボット
寿命予測	XR/ウェアラブル
異常検知	シミュレータ
パラメータ推定	その他

AI技術の活用箇所

■ 運転中の監視による減肉量の推定で、保全活動を最適化する。減肉量のリアルタイムでの推定により、配管の補修・交換を適正化した。高頻度測定、AIが推定した減肉量・腐食の状態に応じて増設された。また、減肉が生じやすい状態の分析を行い減肉が進行しやすい運転条件を特定し、それをオペレーションにフィードバックすることで、減肉の発生を抑制できるようになった。AIにより従来できなかった対応をすることができ、保安のレベルが向上している。

【概要】

- ✓ 事例全体の要約を記載しています。
- ✓ AI導入の目的や機能、得られた効果等について概略を理解できます。

【使用技術】

- ✓ 「AI」では、活用しているAI技術やデータ等の概要を記載しています。
- ✓ 「AI以外・デバイス」では、AIと組み合わせて活用されている重要な機器・デバイスを示しています。

【保全・運転上のAIの役割】

- ✓ AIを導入することで保全・運転プロセスがどのように高度化するのかが記載されています。
- ✓ 保全・運転の業務におけるAIの適用箇所について、16ページで示した図の上に表示しています。

2ページ目：導入効果、および導入の課題と解決策（一般向け）

【導入効果】

- ✓ 第2章で分類したAIの効果について、本事例の具体的な内容を記載しています。
- ✓ ポイントとなる効果に★マーク、また3ページ目に詳細のある項目に「詳細」マークを記載しています。
- ✓ 導入によって得られた定量的な効果についても記載しています。

【課題】

- ✓ 第3章で整理したAI導入の課題と解決策について、本事例の具体的な内容を記載しています。
- ✓ ポイントとなる解決策に★マーク、また3ページ目に詳細のある項目に「詳細」マークを記載しています。

【詳細】

- ✓ 1・2ページ目で「詳細」マークが記載されている内容について、専門家あるいは実務担当者向けに参考となる詳細な情報を記載しています。
- ✓ 一部の事例では、1・2ページ目の項目の詳細ではなく、追加情報を掲載している場合もあります。

3ページ目：技術や実施内容の詳細（専門家向け）

1. 配管の腐食による減肉量の推定と腐食の主要因特定

1. 配管の腐食による減肉量の推定と腐食の主要因特定

現場のオペレーション上の課題をAIシステムで補完

プロセス状態と減肉進行の関係モデル化

■ (インフラ) 蒸留塔上部配管に関連する20か所の地点で計測したプロセスデータと定期的な肉厚測定結果2年分を使用して、教師データを生成。プロセスデータと肉厚測定結果の相関分析を行い、まずAI開発企業が持つ、最終的に導入予定と確認した。また、数百種類あるプロセスデータからAIに学習させる数十のデータ（例えば圧力や流量などの、腐食・減肉の原因になるデータ）を選定している。この選定は、AI開発企業の化学者が実施した。

■ (プロセス) まずデータから、減肉が生じる主要因（腐食を進行させる物質生成の原因）が「温度」にあることを特定した。その結果導入事業者にとって特徴のあることを確認した上で、プロセスの状態と減肉進行の関係モデル化、回帰式を構築して配管の減肉量の予測を行っている。

■ (アウトプット) 運転監視画面に現在の減肉推定量と今後の減肉予測を表示するシステムとした。またシステム導入とは別に、AIによる分析結果から判明した減肉が進行しやすいオペレーションの状態を導入事業者に共有した。これにより、今後はプラント運転の調整により腐食・減肉の進行を調節できるようになった。

予測対象箇所

配管減肉のペースを予測

1. 配管の腐食による減肉量の推定と腐食の主要因特定

導入効果

AI導入によって得られる効果

- ★ 高頻度化
- ★ 計画高度化
- ★ 早期発見
- 生産性向上

課題

AI導入において直面した課題

- ★ AIの導入効果が不明確であったために、導入先の事業者が高いモチベーションを持ってもらうことが難しかった。
- ★ AIの導入効果は、当然AIによって何らかのプラント保安の課題を解決したいと考えていたが、現状の具体的な課題（配管の腐食による減肉状況の把握とメンテナンスの最適化）と結びけられていなかった。
- ★ 導入事業者からAI開発への要望を待っていた。必要となる学習データの取得に苦労した。特に、前工程からのデータ取得については、丁寧な説明が必要であった。

課題の解決方法

- ★ 実現の早期の成果（減肉原因の分析結果）を示し、AIの導入を促すことと減肉の抑制が得られることを提示したことで、事業者にもモチベーションを持ってもらうことができた。
- ★ ワークショップ開催により目的設定を明確化
- ★ 関係者が全員参加するワークショップを行い、配管の腐食による減肉の抑制に課題でないことが確認でき、これが解決されるメンテナンスが最適化すること、課題解決にAIが活用できることを参加者間で共通認識を持つこと、AIの目的を明確化した。
- ★ 関係者によるデータの重要性理解を促すことで、情報連携を促進
- ★ 課題解決のためのワークショップ（上記）やAI開発状況を報告する際に、一度はAIの開発のために多量・多量データが不可欠なことを繰り返し説明した。これにより、必要なデータ提供が実現した。

4.2. 個別事例と「AIの導入効果」の対応

No.	企業	AI導入・検討事例	導入効果							
			ノウハウの継承	判断基準の平滑化	高頻度化	人的ミスの検知	計画高度化	負荷低減	早期発見	生産性向上
1	横河電機株式会社	配管の腐食による減肉量の推定と腐食の主要因特定			★		○		★	○
2	三菱ケミカル株式会社	深層学習による液面制御の異常検知					○		★	
3	日揮グローバル株式会社	プラント設備の閉塞要因の抽出・可視化						○		★
4	日本電気株式会社	インバリエント分析技術を用いたオンラインによる異常予兆検知	○	○		★		★	○	
5	旭化成株式会社	動力プラントにおける異常予兆検知						○	★	○
6	アズビル株式会社	ベテランのノウハウをしのぐ早期の設備・品質異常予兆検知	○	○				○	○	★
7	千代田化工建設株式会社	製油所における原料原油切り替え運転最適化AI	★					○		★
8	出光興産株式会社	画像の自動判別による配管外面の腐食箇所の検出・腐食のレベル分類	○	○			★	★		
9	JSR株式会社	画像の自動判別による配管外面の腐食箇所の検出		★	○		○	★		
10	株式会社イクシス	画像の自動判別による亀裂検出および腐食検出			○		★	○		
11	株式会社ベストマテリア	リスクベースメンテナンスにおける損傷機構選定のAIによる自動化	○				★	○		
12	鳥取大学・日本電気株式会社・筑波大学	確率推論を用いた事故の予兆分析とリスクアセスメントシステムの構築	★	○		○			○	

※該当する導入効果に○を、特にポイントとなる導入効果に★マークを付与。

4.3. 個別事例と「AI導入の課題と解決策」の対応

No.	企業	AI導入・検討事例	導入の課題								
			社内の現状維持バイアス	プラント×AIの人材育成・体制	AI事業の目的設定の困難さ	AIの信頼性不足	経済的利点が不明瞭	高い技術水準を担保する必要	開発における制約	その他	
1	横河電機株式会社	配管の腐食による減肉量の推定と腐食の主要因特定	○		★					○	
2	三菱ケミカル株式会社	深層学習による液面制御の異常検知		★					★		
3	日揮グローバル株式会社	プラント設備の閉塞要因の抽出・可視化						○	★		
4	日本電気株式会社	インバリエント分析技術を用いたオンラインによる異常予兆検知				★		○			
5	旭化成株式会社	動力プラントにおける異常予兆検知		★			○		○		
6	アズビル株式会社	ベテランのノウハウをしのぐ早期の設備・品質異常予兆検知		○						★	
7	千代田化工建設株式会社	製油所における原料原油切り替え運転最適化AI				○			★		
8	出光興産株式会社	画像の自動判別による配管外面の腐食箇所の検出・腐食のレベル分類				★			○		
9	JSR株式会社	画像の自動判別による配管外面の腐食箇所の検出					○				★
10	株式会社イクシス	画像の自動判別による亀裂検出および腐食検出	★			★				★	
11	株式会社ベストマテリア	リスクベースメンテナンスにおける損傷機構選定のAIによる自動化					○			★	
12	鳥取大学・日本電気株式会社・筑波大学	確率推論を用いた事故の予兆分析とリスクアセスメントシステムの構築					○			★	

※事例集で言及する課題に○を、特にポイントとなる課題に★マークを付与。

(参考) 業務フロー全体のデジタル化※

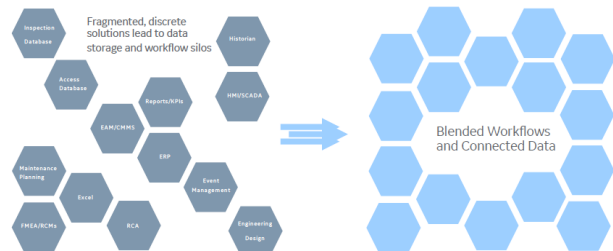
- AIは、業務フロー全体のデジタル化が進んでいるほど、大きな効果を発揮する。そのため、AI導入のみを検討するのではなく、プラントにおける業務フロー全体のデジタル化を進めることが重要である。

AI導入の前提として、業務フローのデジタル化が重要

課題 AIの効果が期待ほど得られない場合がある。AIに特化した課題は3章に示した通りだが、加えて、デジタル化全般に関わる理由が2つある。第一に、一部の設備保全等にAIを導入するだけではプラント全体の安全性や生産性の向上に繋がらず、**特定の業務改善に限定されたソリューション**に留まってしまう。第二に、**データのデジタル化が不十分**であるために、AIの十分な精度が得られず、実運用に至らない。

解決策

- AI導入を検討する際は、分析に必要なデータのデジタル化とセットで実施するケースが多い。そのためAI導入は、①業務フローのデジタル化、②要所でのAIソリューション導入、の2ステップで実施すると成功確率が高まる。
- プラントの保全にAIを有効活用するには、**保全の業務フローが十分デジタル化されている必要がある**。業務フローのデジタル化には、現場の点検記録の即時電子化、タブレット活用、電子承認等を含む。データ取得の自動化や電子的な情報管理・運用をすることで、記録・確認・分析等の多くの業務で負担を軽減し人的ミスを防止することができる。
- デジタル化によって業務を効率化した次のステップで、**保安力や生産性のボトルネックを特定し、有効なAIソリューションの導入**を検討する。この時、デジタル化を先行して行うことのメリットが2つある。すなわち、データを蓄積しているため、①定量的に保安力・生産性における課題を分析できることに加えて、②AIの学習に使用できるデータが備わっているため、AI導入を容易に実施することができる。



現状維持バイアスを乗り越えるための導入プロセス設計

課題 高度なデジタルシステムを導入すると現場の業務フローが変革する。しかし、**新システムを習熟することに負荷がかかり、現場から抵抗**が生じることがある。

解決策

- 新システムの導入時に発生する現場の摩擦を和らげるためには、**事業者側（特に現場）が自力でシステムを変更できる設計**にしつつ、**事業者側が継続的・実効的に業務フローを改善できるようにケイバリティを高める**ことが重要である。そのため導入時には、事業者がシステムの設計に関与できるプロセスを設ける。（全体像・進め方の理解に時間を使う、利用者を複数のペルソナに分類してシステム導入研修を実施する、利用者が自分でシステムを設計可能にする、等）
- 例えば、システム導入研修の実施にあたって、導入事業者の利用者を「①運転員」、「②生産現場の技術者」、「③開発側の技術者」、「④研究開発（R&D）」の4つのペルソナに分けて、それぞれの役割を整理した例がある。その事例では、①・②はシステムの背景にあるAIモデルの理解は無くてもよい、③はAIモデルの理解があるがアルゴリズムまでは記述しない、といった設定をした。**トレーニングも各ペルソナで個別に設計された。**

AIを含むデジタル化全体で有効な効果試算が可能に

課題 デジタル化やAI導入には一定の投資が必要であり、**費用対効果（保安力・効率性向上）に理解・納得を形成することが必要**。

解決策

- 投資の決定をする前に、**現行の業務フローのボトルネックを特定して、生産性等の改善の目標値を設定**するとよい。また、AIのみの効果を示すのは難しい場合もあるが、**AIを含めたデジタル化全体の効果**を計算すると、費用対効果が十分だと納得出来る場合がある。

※本頁の記述は、GEデジタル・ジャパン株式会社へのインタビューに基づき作成。

4.4. AI導入個別事例

No.	企業	AI導入・検討事例	ページ
1	横河電機株式会社	配管の腐食による減肉量の推定と腐食の主要因特定	34
2	三菱ケミカル株式会社	深層学習による液面制御の異常検知	37
3	日揮グローバル株式会社	プラント設備の閉塞要因の抽出・可視化	40
4	日本電気株式会社	インバリエント分析技術を用いたオンラインによる異常予兆検知	43
5	旭化成株式会社	動カプラントにおける異常予兆検知	46
6	アズビル株式会社	ベテランのノウハウをしのぐ早期の設備・品質異常予兆検知	49
7	千代田化工建設株式会社	製油所における原料原油切り替え運転最適化AI	52
8	出光興産株式会社	画像の自動判別による配管外面の腐食箇所の検出・腐食のレベル分類	55
9	JSR株式会社	画像の自動判別による配管外面の腐食箇所の検出	58
10	株式会社イクシス	画像の自動判別による亀裂検出および腐食検出	60
11	株式会社ベストマテリア	リスクベースメンテナンスにおける損傷機構選定のAIによる自動化	63
12	鳥取大学・日本電気株式会社・筑波大学	確率推論を用いた事故の予兆分析とリスクアセスメントシステムの構築	66

1. 配管の腐食による減肉量の推定と腐食の主要因特定 1 / 3

開発事業者 **横河電機株式会社** 新規 既存の置換え

概要

石油精製で使用される常圧蒸留塔の上部配管は、宿命的に内側に腐食が発生し減肉が生じる。配管の補修や交換は、「特定箇所」での「定期的な」肉厚測定の結果を用いて計画しており、過度または過小なメンテナンスだった。そのため、「配管全体」の腐食、減肉の状態を「高頻度に」把握し、補修や交換の計画を高度化するニーズがあった。そこでAIを活用し、新たなセンサーを設置せず、既に測定しているプロセス値から配管減肉量を随時推定できるシステムを導入し補修・交換のタイミングを適正化した。また、腐食による減肉が生じる要因（温度低下等）を分析し、減肉が進行しやすいオペレーションの状態を特定した。これにより、プラント運転の調整により腐食の進行を調節できるようになった。

使用技術

使用技術

不使用技術

AI 詳細 1

自然言語処理	画像認識	時系列データ
余寿命予測	異常検知	パラメータ制御

- 蒸留塔上部配管に関連する20か所の地点で測定されるプロセスデータと、定期的な肉厚測定の結果を用いて学習した。
- AIアルゴリズムにより、データから減肉が生じる主要因（腐食を進行させる物質生成の原因）を特定した。プロセスの状態と減肉進行の関係をモデル化し、回帰式を構築して減肉量を予測した。

AI以外・デバイス

タブレット	デジタルツイン	ドローン・ロボット
xR・ウェアラブル	シミュレータ	その他

保全・運転上のAIの役割

■ 運転中の監視による減肉量の推定で、保全活動を最適化する。減肉量のリアルタイムでの推定により、配管の補修・交換を適正化した。点検頻度も、AIが推定した減肉量・腐食の状態に応じて増減させた。また、減肉が生じる要因の分析を行い減肉が進行しやすい運転条件を特定し、それをオペレーションにフィードバックすることで、減肉の進行を抑制できるようになった。AIにより従来できなかった対応をとることができており、保安のプロセスが高度化している。

AI技術の適用箇所

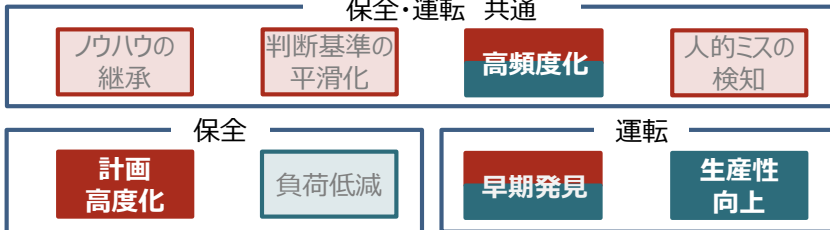
導入効果

保安水準の維持・向上

効率性の向上

AI導入によって得られる効果

保安・運転 共通



高頻度化

- これまでの、特定箇所（数カ所）での定期的(1か月1回以下)な配管の肉厚測定に加えて、**配管全体の肉厚をリアルタイムで把握**できるようになった。

計画高度化

- AIの配管の状態予測を参考にすることで、配管の補修・交換等のメンテナンスを適切なタイミングで計画・実行できるようになった。

早期発見

- 減肉の推定値をリアルタイムで運転員に対して表示するため、**運転員が減肉の傾向を常に確認**できる。それにより、配管からの漏洩等の重大事故を防止できる。

生産性向上

- **AIによって減肉が進行しやすい運転条件を特定**できた。運転員がその条件を回避して運転することで、減肉の進行を抑制できるようになった。これにより、従来年に1回程度実施していた配管の交換頻度を抑えることができ、生産性が向上する。

課題

直面した課題

未該当課題

AI導入において直面した課題

社内の現状維持バイアス	プラント×AIの人材育成・体制	AI事業の目的設定の困難さ	経済的利点が不明瞭
AIの信頼性不足	高い技術水準を担保する必要	開発における制約	その他

社内の現状維持バイアス

- AIの導入効果が不明瞭であったために、導入先の事業者が高いモチベーションを持ってもらうことが難しかった。

AI事業の目的設定の困難さ

- 導入事業者は、漠然とAIによって何らかのプラント保安の課題を解決したいと考えていたが、現状の具体的な課題（配管の腐食による減肉状況の把握とメンテナンスの最適化）と結びつけられていなかった。

開発における制約

- 導入事業者からAI開発への同意を得ていても、必要となる学習データの提供に協力を得るためには、別途データの必要性についての丁寧な説明が必要であった。

課題の解決方法

社内の現状維持バイアス

実証早期の成果のアピール

- 実証の早期の成果（減肉要因の分析結果）を示し、AIの診断を基に運転を調整すると減肉の抑制でき得ることを提示したことで、事業者にもモチベーションを持ってもらうことができた。

AI事業の目的設定の困難さ

ワークショップ開催により目的設定を明確化 詳細2

- **関係者が全員参加するワークショップ**を行い、「配管の腐食による減肉状況が詳細に把握できない」ことが課題であり、これが解決されるとメンテナンスが最適化できること、課題解決にAIが活用できることを**参加者間で共通認識を持つ**ことで、AIの目的を明確化した。

開発における制約

データの重要性理解を促すことで、情報連携を促進

- 課題設定のためのワークショップ（上記）やAIの開発状況を報告する際に、高度なAIの開発のためには多種・多量なデータが不可欠なことを繰り返し訴えた。これにより、必要なデータを提供いただけた。

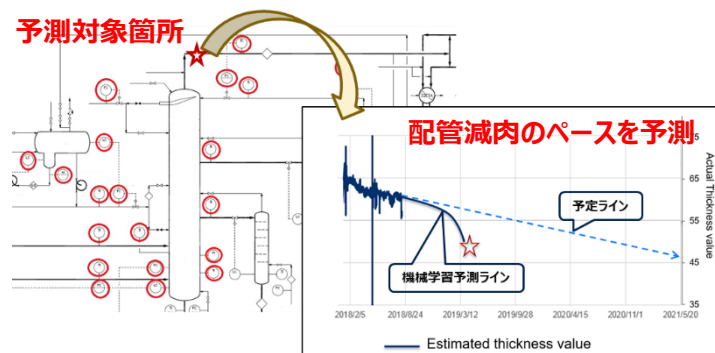
詳細

詳細2

プロセス状態と減肉進行の関係をモデル化

詳細 1

- (インプット) 蒸留塔上部配管に関連する20か所の地点で計測されるプロセスデータと定期的な肉厚測定結果2年分を使用して、教師あり学習を実施。プロセスデータと肉厚測定結果のラベリングは、まずAI開発企業が行ったが、最終的には導入事業者も確認した。また、数百種類あるプロセスデータからAIに学習させる数十のデータ(例えば圧力や流量などの、腐食・減肉の原因になるデータ)を選定している。この選定は、AI開発企業の化学者が実施した。
- (プロセス) まずデータから、減肉が生じる主要因(腐食を進行させる物質生成の原因)が「温度」にあることを特定した。その結果が導入事業者にとって納得感のあるものであることを確認した上で、プロセスの状態と減肉進行の関係をモデル化し、回帰式を構築して配管の減肉量の予測を行っている。
- (アウトプット) 運転監視画面に現在の減肉推定量と今後の減肉量予想を表示するシステムとした。またシステム導入とは別に、AIによる分析結果から判明した減肉が進行しやすいオペレーションの状態を導入事業者に共有した。これにより、今後はプラント運転の調整により腐食・減肉の進行を調節できるようになった。



現場のオペレーション上の課題をAIシステムで補完

- プロセスデータの微妙な変化が腐食(実測データ)と関係しているとの仮説をもって、この取り組みを行った。
- 本事例は海外企業のプラントに適用したものである。これまでは、**予想よりも配管の腐食が進んでいた場合は、漏洩が生じるまで気づかずにオペレーションしていたこともあった**。例えば、7年間使用できると考えていた配管が、5年で使用不可となるほど減肉が生じた例もあり、プラント事業者側で対応に苦慮していた。また、これと並行して、プラント事業者側では、AIの活用について漠然としたニーズを持っていた。
- そこで、AI開発事業者とプラント事業者が一緒に2回のワークショップを行い、①**配管腐食の課題を明確化し**、②**プロセスデータの微妙な変化が腐食による減肉と関係しているとの仮説を関係者全員が共有し**、③**AIを用いて解決する方向性を定めた**。
- ワークショップは、以下の関係者が参画して実施した。
プラント事業者側：製造の管理者・技術者各1名、保全の管理者・技術者各1名
AI開発側：化学工学の技術者1名、データサイエンティスト2名、営業担当1名
- AIの開発においては、教師データの一部となる肉厚の測定結果が、測定の抜けや測定箇所のずれなどによってあまり精緻ではないという懸念もあった。しかし、配管のピンポイントの場所ではなく、ある程度の幅をもった配管の範囲であれば予測可能であると判断し、開発を進めた。
- AIの予測を実測結果でテストすると、AIが減肉量の変化を再現出来ていることを確認することが出来た。
- 将来的な腐食・減肉の傾向が把握できるため、適切なタイミングで配管のメンテナンスができるようになり、安全性と生産性を向上できた。
- また、システム導入とは別に、AIによる分析結果から判明した減肉が進行しやすいオペレーションの状態を導入事業者にフィードバックした。これにより、将来的には運転を調整する(例：特定の状態・箇所では温度を抑制する)ことで、減肉の進行を抑制できる可能性がある。

2. 深層学習による液面制御の異常検知

導入事業者 三菱ケミカル株式会社

新規

既存の置換え

概要

プラントでは液面計の指示値を基に様々な操作を行っているため、液面計に不具合が発生した場合の影響が大きい。そこで、液面制御に関わる計器（流量計・圧力計・温度計）のプロセスデータに対し深層学習技術を活用し、プラント運転時の液面制御に関わる機器の変動を予測した。このAI予測を液面計及び関係計器の指示値と比較することで、このプロセスが正常動作していることを判定できるようにした。今まで検知できなかった液面制御に関わる異常が検知可能となり、液面計が故障した際に見逃していた突発的な運転停止を回避できる。これにより、1～2億円規模の損失を防ぐことが期待できる。

使用技術

使用技術

不使用技術

AI

詳細 1

自然言語処理

画像認識

時系列データ

余寿命予測

異常検知

パラメータ制御

- プラントの現場のセンサ(流量計、圧力計、温度計)のプロセスデータを用いて、AIによるオンラインの予測（液面制御に関わる機器の変動の予測）を行う。
- 出力された予測値と、液面計及び関係計器の指示値との比較をリアルタイムで行い、液面制御のプロセスが正常動作していることを判定する。

AI以外・デバイス

タブレット

デジタルツイン

ドローン・ロボット

xR・ウェアラブル

シミュレータ

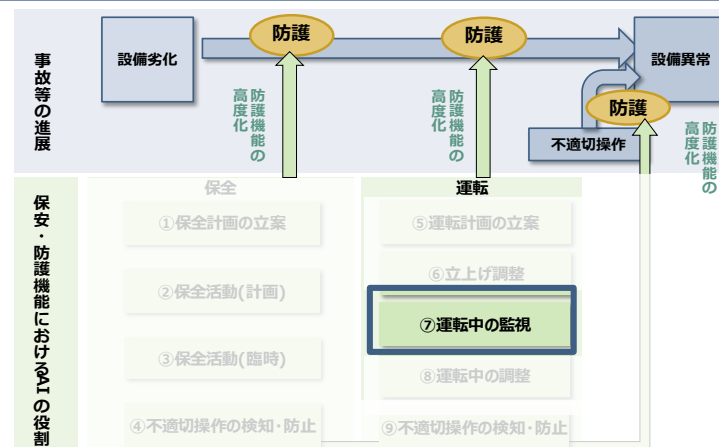
その他

- DCSのデータを活用（新規のデータ取得の必要なし）

保全・運転上のAIの役割

- 運転中には不可能だった、計器の正常動作の監視を実現する。
 これまでは、液面計に不具合が生じ指示値が不正確な値を示していても、それをプラントの運転中に把握することができなかった。本技術を導入することで、運転中に液面制御の状態を常に監視することが出来るようになり、保安のプロセスが高度化している。

AI技術の適用箇所



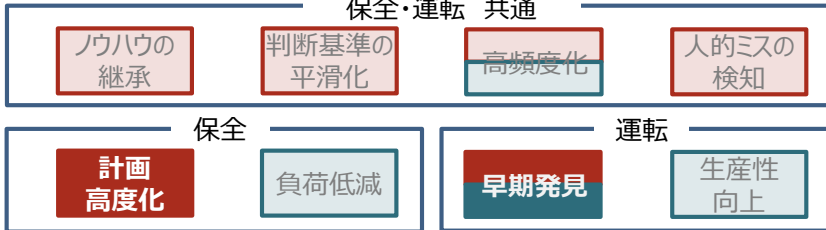
導入効果

保安水準の維持・向上

効率性の向上

AI導入によって得られる効果

保安・運転 共通



計画高度化

- 液面制御の異常の有無やその程度に基づいて、機器を交換するタイミングを検討することができる。

早期発見

- これまで液面制御に関わる異常を運転中に把握することはできなかった。AIが異常を検出できれば、誤った指示値に基づいて運転操作するリスクが下がり、プラントの重大事故・計画外停止を回避できる。これにより、製品生産の機会損失も回避できる。

具体的効果（見込み）・保安/生産性への寄与

- 液面制御に関わる機器の指示値の異常に気付かずプラントを運転すると、結果的に設備が故障し、プラントが一週間程度停止することがある。これにより、製品生産の機会損失や、プラント設備の故障の修繕費用など、1~2億円規模の損失が発生する場合がある。本技術を導入することで、これらの損失の発生の回避が期待できる。

課題

該当課題

未該当課題

AI導入において直面した主要な課題

社内の現状維持バイアス	プラント×AIの人材育成・体制	AI事業の目的設定の困難さ	経済的利点が不明瞭
AIの信頼性不足	高い技術水準を担保する必要	開発における制約	その他
プラント×AIの人材育成・体制	<ul style="list-style-type: none"> 社内でAIに詳しい人材が乏しく、モデル開発の際の技術的な検討や、AIの運用・改善の検討が難しかった。今後のデジタル化推進も考えて、現場社員も含めた教育が必要だった。 		

高い技術水準を担保する必要

- 誤報率を下げるため、液面計の指示値の異常を判断する閾値を適切に設ける必要があった。しかし、閾値の設定に不可欠な、液面計に異常が発生した際の運転データが少なく、更にこの時の運転条件は現在のものと異なっていた。

課題の解決方法

プラント×AIの人材育成・体制

社内でのAI教育の実施

- 技術検討を行う人材については、社内からITに素養のある人を集め、社外講座の受講や社内教育によって育成をしている。また、実際に技術を利用し現場を動かす人材に向けては、データサイエンスの基礎知識や分析ツールの操作等の、個々のレベルに応じた社内講座を企画している。プログラムやテキストの内容は、社内の専門部署と外部AI開発事業者とで議論し作成した。

高い技術水準を担保する必要

過去の運転条件で機械学習スキームを検証

- 液面計の指示値の異常が発生した当時の運転条件のデータで、予測モデルの構築とモデルの検証、閾値の検討を行った。その後、この検証された機械学習スキームを用いて、現在の運転データを新たに学習し直して、液面制御の異常検知モデルを実装した。

詳細 2

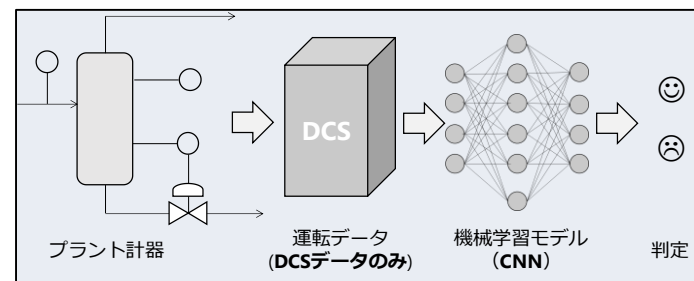
詳細

CNNを活用した時間的遅れも考慮した特徴量抽出

詳細 1

- (インプット) 学習に用いるデータは、(1) 液面計が正常な時の液面制御に関わる計器 (流量計・圧力計・温度計) のプロセスデータ (DCSのデータ。2年分のデータ) と (2) 液面計の実測値である。異常時データは学習に用いず、AIによる液面の予測値からの逸脱を異常として検知している (※異常と判断する閾値 (予測値からの逸脱度合い) の設定に、運転条件が違う際の異常データを用いている。この点については本スライド右側の詳細 2 で説明している) **モデルの構築では、時系列データに対して用いられることの多いRNN (再帰型ニューラルネットワーク) ではなく、CNN (畳み込みニューラルネットワーク) を利用した。**これは、液面制御に関わる計器の値の変化と予測しようとする液面の変化には時間的な遅れが存在するが、CNNにおけるフィルターを活用することで、この時間的な遅れも考慮した特徴量を抽出できるからである。
- (プロセス) DCSからデータを取得してリアルタイムで液面の予測を行い、実際の液面計の指示値と比較する。
- (アウトプット) **液面制御に関わる機器の予測値と実測値をリアルタイムで確認できるシステムを構築している。**予測値と実際の液面計の指示値との差が予め設定した閾値を超えた場合に液面制御が異常であると判断し、運転員に警告を出す。これまでは、液面計及び関係計器の異常はプラントの運転中に把握することができなかった。本技術を導入することで、運転中に液面制御の状態を常に監視することが出来るようになり、保安のプロセスが高度化している。

■ 本AI技術のプロセスの概要



過去の運転データを有効活用して閾値を検討

詳細 2

- AIの予測値と制御に関わる機器の実測値と乖離が閾値を越えたときに、異常が発報する。この閾値の設定には、過去に液面計の指示値の異常が発生した際のデータを用いることができる。しかし、最後に液面計の指示値の異常が発生した後に、**液面計周辺の設備変更を行い運転条件が変化していたため、現在の運転条件で発生した異常時のデータがなかった。**そこで、**閾値の設定には設備変更前の運転データを活用した (閾値の大きさは運転条件が異なる場合でも適用可能と判断した)。**活用にあたっては、過去に液面計の指示値の異常が発生した際の運転データの解析を行い、異常が発生していた期間と運転データの範囲を特定した。
- AIモデルの検証は以下のとおり行った。まず、液面計が正常な時のプロセスデータを学習データとして用いて、液面制御に関わる機器の変動を予測するAIモデルを構築した。次に、AIの予測を正常な計器出力値と比較して検証した。
- 以上の閾値検討・モデル検証によって効果が認められた機械学習スキームに対して、改めて現在の設備条件での運転データを学習させて、液面制御の異常検知モデルを構築している。この対応により、**現在の設備条件で異常データが不足している課題を回避している。**

3. プラント設備の閉塞要因の抽出・可視化

開発事業者 日揮グローバル株式会社

新規

既存の置換え

概要

多数の運転モードが存在するプラントにおいて、特定の装置の閉塞が頻繁に起きており、その度に運転を停止して清掃する必要があった。これにより著しく生産性が低下していたが、閉塞に関係する可能性のある運転モードや監視センサーが多いため、閉塞が起こる運転条件を解明することが難しかった。そこで、閉塞の発生を予測するAIを構築し、閉塞の原因となる条件（温度、流量、圧力等）を特定した。これを踏まえて保全・運転担当者が再発防止策や、閉塞の発生を遅らせる運転方法を考案できるようになった。

使用技術

使用技術

不使用技術

AI

詳細 1

自然言語処理

画像認識

時系列データ

余寿命予測

異常検知

パラメータ制御

- 100以上のセンサーから取得する、1分間隔のデータ（温度、流量、圧力等）をAIの入力として使用した。過去10年の、閉塞が発生した際の記録を学習させ、閉塞発生とその要因を出力するモデルを構築した。
- 閉塞に寄与する運転条件を表わす要素（センサーの値やセンサー間の比等）の上位3つをAIが特定する。閉塞条件を、この3つの要素の関係性として3次元的に表示する。
- AIが示した閉塞条件の意味を技術者が解釈し、対策を考案する。

AI以外・デバイス

タブレット

デジタルツイン

ドローン・ロボット

xR・ウェアラブル

シミュレータ

その他

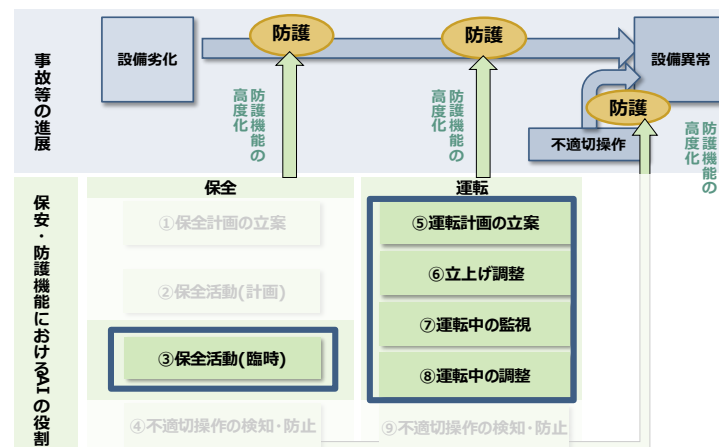
- DCSのデータを活用（新規のデータ取得の必要なし）

保全・運転上のAIの役割

- 設備の閉塞原因を把握し、対策を高度化する。

AIの導入により、これまで困難であった閉塞要因の要素抽出と可視化ができた。これに基づいて新たな閉塞対策を行うことができ、保安のプロセスが高度化している。

AI技術の適用箇所

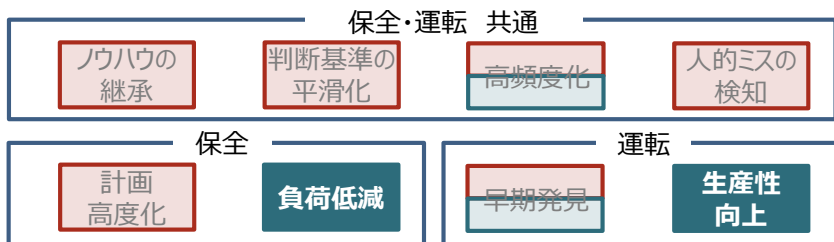


導入効果

保安水準の維持・向上

効率性の向上

AI導入によって得られる効果



負荷低減

- AIによって装置の閉塞原因となる条件を特定できた。これをもとに、閉塞の再発防止策や発生を遅らせる運転方法を考案し、装置の閉塞が発生する頻度を抑制できた。これにより、装置の清掃の頻度を低減できた。

生産性向上

- 閉塞の再発防止策や発生を遅らせる運転方法を考案できたことにより、**装置の閉塞によるプラントの停止期間が減少し**、生産性が向上した。

具体的効果 (見込み)・保安/生産性への寄与

- 閉塞が1回発生すると、清掃のため半日はプラントの生産が停止していた。AI導入によって、月に10回程度起きていた閉塞回数を、ほぼ0まで低減できた。
- 運転時間の延長に伴う生産性向上により、年間数千万円～数億円の経済効果が見込める。

課題

該当課題

未該当課題

AI導入において直面した主要な課題

社内の現状維持バイアス	プラント×AIの人材育成・体制	AI事業の目的設定の困難さ	経済的利点が不明瞭
AIの信頼性不足	高い技術水準を担保する必要	開発における制約	その他

経済的利点が不明瞭

- プラント事業者がAIに投資する意思決定する際には、AIの出力を踏まえて閉塞対策をすることでどの程度の経済的効果を得られるかを重視した。しかし、プロジェクト開始前のためAIの精度が不確実であり、明確なコストメリットを算出することができなかった。

高い技術水準を担保する必要

- AIを活用すると閉塞の原因となる要素を探索できるが、多数のセンサーを組み合わせた判断結果であるため、人間は直感的な理解がしにくい。結果を見た技術者が理解し納得するための工夫が必要だった。

課題の解決方法

経済的利点が不明瞭

ワークショップによる目的設定の共有

- 業務を請負う前に、導入事業者側の部長や技術者・運転員、AI開発側（日揮グローバル）の担当者・技術者・解析担当が一堂に介してワークショップを行った。ワークショップを通して、解析対象の事象、データの質と量、解析の方針、最終アウトプット等について共通認識を形成した。生産性向上の見込みと、開発プロセスの詳細の理解を通して、導入側の納得・疑問点解消に至り、AI開発プロジェクトを開始できた（事業規模も決定できた）。

高い技術水準を担保する必要

閉塞要因の提示を3要素に限定

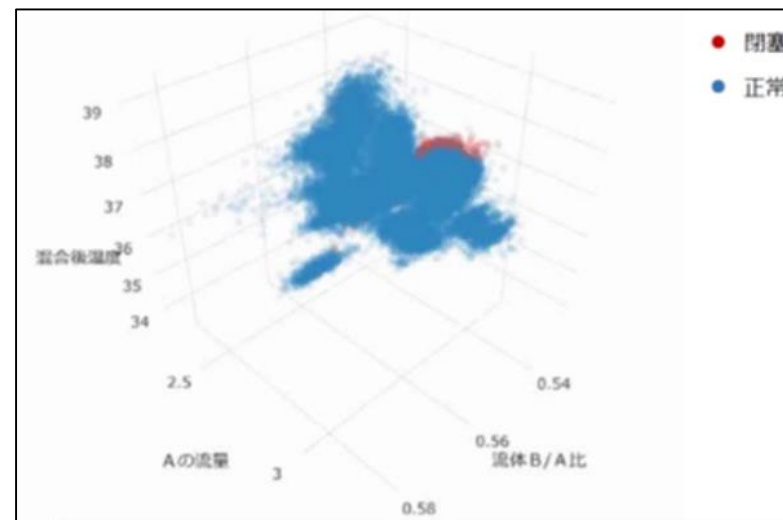
- 深層学習を用いた場合、予測精度は高いが、AIが提示する結果の解釈がしにくくなる。結果として、ユーザーであるプラント技術者が活用できず、閉塞の対策立案に寄与しないため、深層学習は採用しなかった。代わりに、**結果の解釈が可能な学習手法（LightGBM）**を採用した。その上で、閉塞に起因する運転条件を表している要素のうち**閉塞への影響が大きい上位3つを3次元に可視化**するAIを作り、人が解釈し易いようにした。3要素の出力で要因の解釈と対策立案ができることを、プラント技術者と検証して妥当性を確認した。

詳細

解釈可能な閉塞要因抽出と3次元可視化を実現

詳細 1

- (インプット) 100以上のセンサーから取得する、1分間隔のデータ(温度、流量、圧力等)および人が測定したデータ(閉塞記録、現場差圧点検記録等)をAIの入力として使用する。学習モデルとしてはLightGBMを用いた。過去10年分の、閉塞が発生した際のデータを学習させ、装置に閉塞が発生するまでの時間を予測するモデルを構築した。
- (プロセス) 構築したモデルによって、**閉塞が発生するまでの時間を運転中にリアルタイムに予測している**。加えて、**閉塞に寄与する運転条件を表わす要素(センサーの値やセンサー間の比、等)を順位付けした**。
- (アウトプット) 閉塞に寄与する運転条件を表わす約20種類の因子を発見し、表示ソフトを用いて**上位3つを3次元プロットとして可視化した**。
- これまでは「どんな状況で、何をしたときに、何が同時に起こったら閉塞が発生するのか」など、様々な運転モードにおいて突然発生する閉塞の原因を把握することが難しかった。3次元可視化により、**閉塞の原因となる要素を技術者が適切に認識し、解釈できるようになった**。



■ 閉塞の原因となる要素の3次元可視化

劣化の要因抽出を運転計画に活用した類似事例

- 本事例のように、特定の装置の劣化が生産性低下の主要因となっている場合は、本事例と同様の枠組みで原因の要素抽出を行い、劣化を防ぐ運転を行うことで生産性の向上をはかることができる。
- AIによる劣化の要因抽出を活用できる類似課題としては、重質油熱交換器の閉塞時期予測、触媒劣化失活時期予測、吸着剤交換時期予測等の実績がある。
- 触媒劣化失活時期予測の例では、触媒の寿命を運転条件と紐付けることにより、運転方法を変更することで触媒の寿命を延長できるかを検討した。
- 過去のプロセスデータおよび触媒の劣化実績から、**触媒の劣化予測モデルを構築し、劣化の主要因子を特定した**。これを用いて、**触媒の寿命を延長できる運転方法を考案した**。
- 従来は**3年に一度は触媒を交換していたものを、運転状態を見ながら調整することで4年間に延長させることができた**。

4. インバリアント分析技術を用いたオンラインによる異常予兆検知

開発事業者 日本電気株式会社

新規

既存の置換え

概要

故障が多い装置に対して、プラントの現場の270ものセンサ（流量計、圧力計、温度計、等）を活用した異常検知モデルを構築し、通常の制御システムのアラーム検知よりも早期に異常予兆を検知する。通常時に存在するセンサー間の不変的な関係性（“invariant：不変関係”）を自動学習、監視することにより異常を予兆段階で検知することができる。脱硫装置と接触改質装置の2装置を対象とした事例では、単純な閾値監視では検知困難な異常に対し、91時間前に異常の予兆を捕捉することができた。

使用技術

使用技術

不使用技術

AI

詳細 1

自然言語処理

画像認識

時系列データ

余寿命予測

異常検知

パラメータ制御

- プラントの現場に設置されるセンサ(流量計、圧力計、温度計、レベル計など)のプロセスデータを用いて、リアルタイムでの異常検知を行う。
- 約270個のセンサーのデータを総合的に判断し、いつもの状態をモデル化し、そこから逸脱した状態を異常と判断するシステムを構築する。
- 運転員へ異常予兆としてアラートを通知するとともに、異常と判断した箇所、理由や異常の度合いを可視化できる。

AI以外・デバイス

タブレット

デジタルツイン

ドローン・ロボット

xR・ウェアラブル

シミュレータ

その他

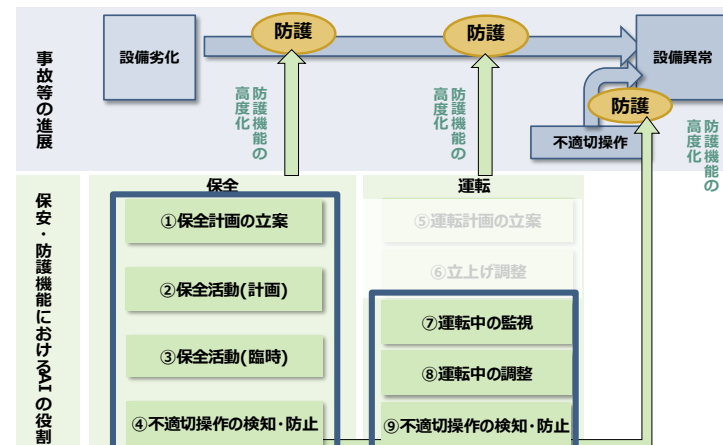
- DCSのデータを活用（新規のデータ取得の必要なし）。

保全・運転上のAIの役割

詳細 2

- 運転中の監視を中心に、作業員の判断を補助する。システム導入によって、単一センサだけでは確認できなかった異常が検知でき、運転員の判断を高度化できる。また、分析結果を用いて危険箇所を特定すれば、点検時に重点的に点検することができる。従来の監視に加えて異常予兆検知を行っており、保安のプロセスは高度化している。

AI技術の適用箇所



導入効果

保安水準の維持・向上

効率性の向上

AI導入によって得られる効果

保安・運転 共通

ノウハウの継承

判断基準の平滑化

高頻度化

人的ミスの検知

保安

運転

計画高度化

負荷低減

早期発見

生産性向上

ノウハウの継承

■ AIによって自動で可視化されるセンサーの関係性について若手技術者と熟練者が議論を交わすことで、熟練者の暗黙知を若手に継承できる。

判断基準の平滑化

■ 複数センサの関係性に対して、いつもの状態からの逸脱具合を数値化できる。この数値を指標とすることで、例えば運転パラメータ調整の実施判断を、技術者の属人的なものではなく、定量的に行うことができる。

人的ミスの検知

■ 日常的に発生する運転員のミス（例：ポンプ切り替え作業でのバルブの開度や燃料の投入割合の誤り）を異常として検知できる。

負荷低減

■ プラント設備の異常予兆の検知時に、異常を示すセンサの場所や異常度合いの高いセンサの順番が表示されるため、異常原因が推定できる。これにより、異常対応時の負荷が低減できる。

■ 予兆段階で異常を検知し計画的に対処することで、保全作業を平準化できる。

■ 過去の類似した異常事例を運転員が任意に取得し参考にとできるため、異常対応時の負荷が低減できる。

早期発見

■ 対処が必要となる異常を見逃すことなく、予兆段階で検知することにより重大事故、計画外停止を撲滅できる。

詳細 3

具体的効果（見込み）・保安/生産性への寄与

- 通常の制御システムのアラーム検知よりも早期に異常予兆を検知することが可能となる見込み。（一例として、91時間前の異常予兆を検知している。）
- 早期検知によって、プラントの停止による損失を防ぎ、また重大事故の未然防止が可能となる。対処が必要な異常の見逃しをほぼゼロにできた事例もあった。

課題

該当課題

未該当課題

AI導入において直面した主要な課題

社内の現状維持バイアス

プラント×AIの人材育成・体制

AI事業の目的設定の困難さ

経済的利点が不明瞭

AIの信頼不足

高い技術水準を担保する必要

開発における制約

その他

経済的利点が不明瞭

■ 早期の異常予兆検知に対し、安全面での重要性は理解されるが、費用経済効果に対して算出が難しいとの指摘があった。

AIの信頼性不足

- AIの信頼性評価方法が確立されていないため、実運用で活用できる精度であるか確信を持てなかった。
- 過去の異常発生時のデータを構築したAIモデルに入力し、AIでの異常の見逃し率を検証する方法があるが、プラントでは事故事例が非常に少ないため、検証に利用できる異常事例が少なかった。

課題の解決方法

経済的利点が不明瞭

熟練者のスキル可視化など付帯効果で訴求

- 困難な定量効果算出ではなく、付帯効果の価値（熟練者のスキル可視化、若手のスキルアップ、標準的は異常検知判断など）を評価して導入を判断できるように働きかけた。

AIの信頼性不足

実環境で異常発生を再現して検証

- プラントを実際に運用している環境で実証試験を行い、異常予兆を検知してから実際に異常が発生するまで運転し続けることによる評価を行うことで、実運用に耐える予兆検知精度であることを確認した。
- 異常発生（目詰まり、 그리스切れ等）を実験的に再現して、モデルの精度の検証に活用した。
- 2020年11月公表の「プラント保安分野AI信頼性評価ガイドライン」に則ってAIの開発を行い、その旨をプラント事業者の説明することを検討している。

詳細

詳細 3

センサを領域分割したAIモデルを構築

詳細 1

- (インプット) 脱硫装置に適用した事例では、DCSに取り込まれている全体で約600個あるセンサー（流量計、圧力計、温度計、レベル計など）のうち**270個のセンサー**を使用し、学習によるモデル構築と異常予兆検知を行った。**正常に運転している期間のデータだけを用いて、正常運転時のセンサー間の不変的な関係性を、いつもの状態としてモデル化した。**正常な運転時のデータであることは、現場の運転員に確認して行った。また、**装置全体のモデルに加えて、より精緻な異常検知を目的として、装置を領域ごとに分割したモデルも構築した。**脱硫装置の例では10モデル（全体 1 + 領域別 9）、改質装置の例では7モデル（全体 1 + 領域別 6）を構築した。
- (プロセス) 構築したモデルを用いて、リアルタイムの**各センサデータの関係性がいつもの状態を維持しているかを監視し、逸脱した場合に異常と判定している。**
- (アウトプット) いつもの状態からの逸脱が発生した場合には、**異常予兆を検知した場所、正常状態からの逸脱に強く寄与しているセンサーのランキングを可視化して、運転員に提示している。**

詳細 2

単一センサでは把握できなかった異常が検知可能に

- 既存の異常検知では、センサーの値がセンサー毎に設けた閾値を超えた場合にDCSの画面にアラートを表示し運転員に知らせている。一方で、本AIは複数のセンサーデータ間の通常の関係性を学習し、そこから逸脱した場合を異常と判断し運転員に知らせるものである。そのため、**どのセンサーも閾値を超えてない段階で異常を検知できるようになる。**これまでよりも早期の異常検知が実現できるため保安が高度化し、プラントの停止を防ぎ、損失を低減できる。

判断根拠の可視化が導入時・運用時に効果を発揮

- ユーザー側は、AIの出力が異常の有無だけでは、重要な設備の保守をAIに委ねることはできない。AIが異常の有無を判断する理由（例：硫化水素ストリッパ系の温度が異常）も出力され、その理由が保全のノウハウと照らして妥当であれば安心してAIを導入することが出来る。本技術ではAIの信頼性の検証の過程で、**異常の有無とそれを検知したAIの判断根拠（逸脱に強く寄与しているセンサーのランキング）とを比較できるため、ユーザー側がAIの出力結果の正当性を納得した上で導入できる。**
- **異常予兆が発生している場所、判断根拠が可視化されるため、保安員が原因を特定し対策を行うことが出来る。**ユーザー側からは「他の学習モデルを用いたシステムに比べて精度が落ちてても、AIの判断根拠が示される分、こちらの方が使いやすい」という評価を得ている。

異常度グラフ

モデル全体での異常度を時系列で表示する。異常挙動が一時的なものか、増え続ける・波及しているものかを把握できる。

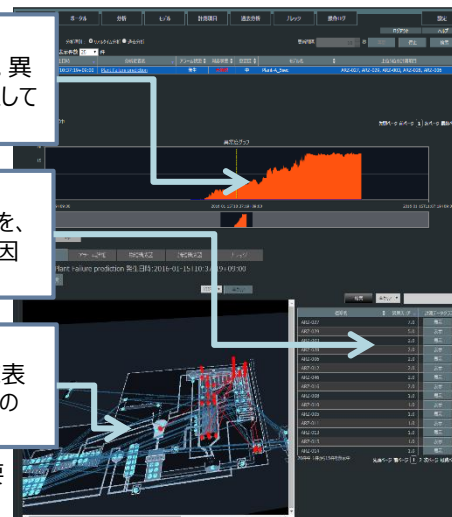
異常センサのランキング

正常状態からの逸脱に寄与しているセンサーを、異常度合いの高い順に表示する。異常の原因特定に活用できる。

異常マップ

異常発生場所を、物理配置された図面上に表示する。最も影響を受けている場所や、場所の遷移を把握できる。

- 異常予兆検知における可視化の概要（画面の一例）



5. 動力プラントにおける異常予兆検知

導入事業者 旭化成株式会社

新規

既存の置換え

概要

自家発電設備である動力プラントは、複数のプラントに電力を供給する重要設備である。そのため、常に設備の個別センサーの各運転値の上下限監視をしているが、この監視で捉えきれない異常によって設備が突発的に停止することがある。そこで、センサー間の相関関係から異常の予兆を検出するAIシステムを導入した。具体的には、DCSから取得する運転データを用いて、火力発電設備のボイラー伝熱管の破損の兆候を早期に検知するシステムを導入した。これにより、予備ボイラの稼働を適切に行うことができ、かつ伝熱管の補修・交換が早期にできるため、動力プラントの突発的な停止を未然に防ぎ、事故の数億円の直接損失を回避することが出来る。

使用技術

使用技術

不使用技術

AI

詳細 1

自然言語処理

画像認識

時系列データ

余寿命予測

異常検知

パラメータ制御

- 正常時の時系列データを学習データとして教師なし学習を実施。
- プラント事業者の設備担当者が、DCSより取得した運転データから、異常に寄与するデータ（伝熱管からの漏洩に関係する主蒸気流量、復水流量等）を選定する。これを入力として、異常度合いのグラフや、異常度に影響を与えている説明変数を表示する。これらの情報から、従来捉えることが困難であった伝熱管からの極微量の漏れを検知する。（利用データはDCSデータのみ）

AI以外・デバイス

タブレット

デジタルツイン

ドローン・ロボット

xR・ウェアラブル

シミュレータ

その他

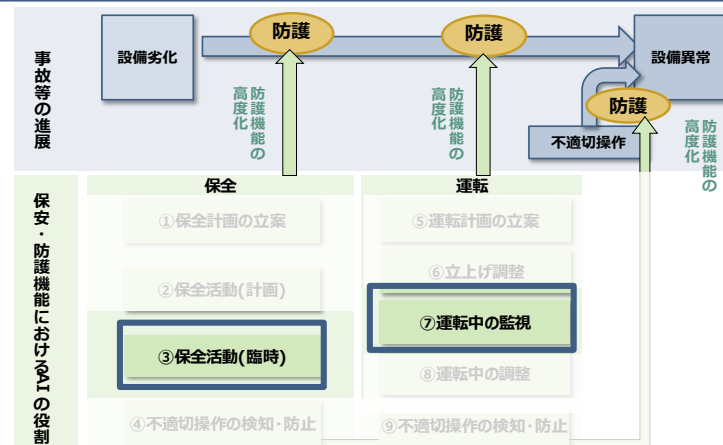
- DCSのデータを活用（新規のデータ取得の必要なし）

保全・運転上のAIの役割

- 運転中の監視により、設備の異常発生を未然に防止する。

AIの導入によって、極微量の漏れを予兆段階で検知し運転員に提示できるようになった。AIが提供する情報に基づいて、作業員が現場を確認し、異常の有無や箇所を確定する。従来どおりのセンサーの監視に加えて異常予兆検知を行っており、保安のプロセスは高度化している。

AI技術の適用箇所



導入効果

保安水準の維持・向上

効率性の向上

AI導入によって得られる効果

保安・運転 共通



保安

運転



負荷低減

- 動力プラントが突発的に損傷・停止すると、緊急対応に加えて、2週間～1ヶ月程度の修繕作業が必要になる。AIを導入すると、異常予兆（ボイラー配管からの極微量の漏洩）を検知した段階で、補修・交換を計画・実行できる。そのため、現場の業務負荷が低減できる。

早期発見

- 従来の方法では捉えることのできなかった設備の異常（ボイラー配管からの極微量な漏洩）を予兆段階で検知することが出来る。

生産性向上

- 異常予兆を検知した段階で予備ボイラーに切り替えれば、電力の供給を継続することができる。これにより、電力供給先のプラントの生産を止める必要がなくなる。

具体的効果（見込み）・保安/生産性への寄与

- 電力供給先のプラントの操業が制限されることによって発生する損失を回避できる（これまで、動力プラントの停止は年1回程度発生。1回につき数億円規模の損害が発生）。

課題

該当課題

未該当課題

AI導入において直面した主要な課題

社内の現状維持バイアス	プラント×AIの人材育成・体制	AI事業の目的設定の困難さ	経済的利点が不明瞭
AIの信頼性不足	高い技術水準を担保する必要	開発における制約	その他

プラント×AIの人材育成・体制

- AIを導入する地方事業所にAI分野に詳しい人材が乏しく、適切なシステムの選定方法が分からなかった。また、設備単位（タービン系、主蒸気系、等）でのモデル構築を進めるためには、現場の設備担当者（AIの知見なし）が、簡単にAIのモデルを作成できる仕組みが必要だった。

AIの信頼性不足

- 極微量の漏洩が生じたAIが判断した理由が分からないと、AIからの警報を受けた現場が対応しにくい。また、誤報が多いと、現場が警報を軽視することにつながる恐れがあった。

高い技術水準を担保する必要

- 故障事例は多種多様、かつまれにしか発生しないため、学習に使える異常データが少なかった。

課題の解決方法

プラント×AIの人材育成・体制

ユーザー側の使いやすさを考慮したシステム選定

詳細2,3

- 本社のIoT/AI組織の協力を得て本社と地方事業所で協力した。また、候補となったAI開発事業者(4社)のAIから最終選定する際には、AIの専門家ではない担当者がAIモデルを作成する際に用いるソフトウェアの使いやすさを考慮した。なお、採択に際しては、過去に配管から漏洩が生じた際のデータを用いて、AIの精度等のコンペを行った。

AIの信頼性不足

AIの判断理由の明確さを重視したシステム選定

- 異常判定に影響を与えている説明変数を可視化するAIを選定した。
- 本AIは、正常運転時の状態からの逸脱度合いによって異常を判断するため、運転状態切替時（非定常な運転）を異常と判断してしまう。このような誤検知を繰り返さないよう、未学習の運転パターンを正常データとして随時追加学習できるシステムを選定した。

高い技術水準を担保する必要

異常データが不要のシステムを選定

- 正常データだけで学習できるシステムを採用した（教師無学習を用いた外れ値検知）。

詳細

詳細1

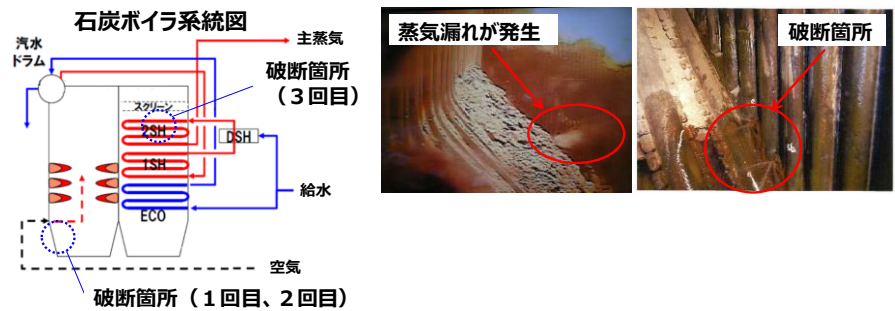
正常運転時のデータを用いたAIシステムを採用

- (インプット) 正常時の時系列データを用いた、外れ値検出モデルを使用している。局所部分空間法を用いた教師なし学習として、DCSより取得した運転データのうち**正常運転時のデータを学習させてAIモデルを作成した**。AIでは、正常値を推定するもの(説明変数)として、「主蒸気流量、復水流量、抽気流量」等、50個程度のデータを用いた。これらのデータは、**設備の知見を有する担当者が主体となって抽出した**。
- (プロセス) DCSよりリアルタイムに取得した監視対象の運転データに対して、**正常時からの逸脱の大きさを数値化している**。
- (アウトプット) 正常時からの逸脱の程度を数値化した異常度のグラフをリアルタイムで示しつつ、逸脱の程度が閾値を越えた場合は、警報画面を運転員に提示する。同時に、**異常度に影響を与えている説明変数をランキング形式で運転員に提示する**。これらのAIが提供する情報に基づいて、作業員が現場を確認し、異常の有無や箇所を確定する。
- (精度の向上手法) AI導入後のチューニングにより、精度を維持・向上している。**AI導入後に得られる運転データでも、運転員が判断した場合には、随時AIモデルに対して追加学習できる**。

詳細2

複数の候補から最適なシステムを選定

- 過去に伝熱管から漏洩した際の運転データを用いて、社内のAI技術者が導入候補となった複数(4社)のAIシステムの検証を行った。同時に、それぞれのAI開発事業者にもデータを提供して検証を依頼し、社内での検証結果との整合性も確認した上でシステムを選定した。
- 動力プラントの保安業務にAIシステムを組み込むため、システムの選定では、**設備担当者(AIの知見なし)がAIモデルの構築を簡単に実施できる点**を評価項目にした。具体的には、AIモデルを作成する際に用いるGUIツールの使いやすさ等を評価した。



- 作成したモデルで、3回とも破断を事前にとらえることに成功

詳細3

過去の失敗を踏まえAI開発側との役割分担を改善

- 過去の類似のAI導入プロジェクトで、複数のAI開発事業者に同一の故障期間前後のDCSデータを提供してPoCを依頼したことがあった。しかし、**各社それぞれが異なる結果を提示し、同一軸での比較評価ができず、AI開発事業者の選定に苦労した**。
- その反省を踏まえ、本事例では、まず社内で「提供するデータを精査した方が良いのでは?」「比較評価できるベンチマークがあったほうが良いのでは?」「どういう形でデータを提供すれば、同一軸上で複数事業者の結果を比較できるか?」といった議論を行った。そこで、**①故障事象を特定して依頼すること、②説明変数・学習データ・評価データを指定して提供する(この一環で、ベンチマーク用のAIモデルを自社で構築)**こととした。ここまでに7~8ヶ月を要した。
- その後に、複数のAI開発事業者にて、指定のデータを用いたモデル構築を実施し、比較・評価を実施した(3ヵ月程度)。
- 発電設備は設備状況や運転が不変であり、一度構築したモデルを長期間使用可能なため、この開発期間は許容できるものであった。
- なお、導入当初は、学習データを問引く機能の設定を現場の作業員が誤り、誤報が頻発する、などの苦労もあった。

6. ベテランのノウハウをしのぐ早期の設備・品質異常予兆検知

開発事業者 アズビル株式会社

新規

既存の置換え

概要

生産設備や自家発電設備（ボイラ、タービン、コージェネ等）に異常予兆検知システムを導入する。熟練運転員に依存した保安体制よりも本AIシステムを用いた方が高精度かつ早期に異常を検知できる。微細な異常の予兆をAIが検知すると、設備の損傷を未然に防止し、事前に補修・交換の計画を立案できるため、保安作業が効率化できる。また、品質の異常も検知できるため、品質不良を防ぎ原料原単価を改善することによって生産コストを削減できる。副次的な効果としては、AIの開発過程でプラントの運転員の協力を求めているため、それを通じて若手運転員が設備や製造プロセスへの理解を深めることができる。

使用技術

使用技術

不使用技術

AI

詳細 1

自然言語処理

画像認識

時系列データ

余寿命予測

異常検知

パラメータ制御

- センサー等の計測値をAIが推定する正常範囲と比較し、正常範囲からの逸脱を運転員に提示する。
- AIで異常を検知したい対象設備（反応器、ボイラ、タービンなど）を選定し、それに対応する計測項目（反応器上限圧力、反応温度、吐出流量など）を設定する。この計測項目の正常範囲を、説明変数（DCSデータ）からAIが推定する。
- AIが、設備が正常に振る舞っている状態での計測項目と説明変数との相関関係を学習し、計測項目の正常範囲を推定する。この正常範囲から、計測項目の実際の計測値が逸脱する兆候がみられた場合、異常予兆として検知する。

AI以外・デバイス

タブレット

デジタルツイン

ドローン・ロボット

xR・ウェアラブル

シミュレータ

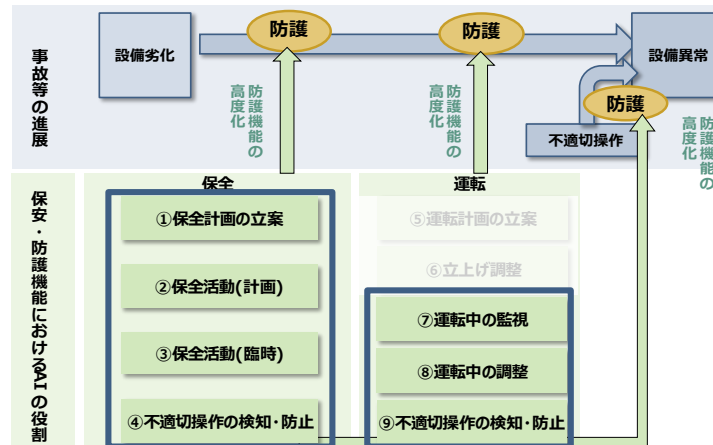
その他

- DCSのデータを活用（新規のデータ取得の必要なし）

保安・運転上のAIの役割

- 常時の監視により、設備の異常発生を未然に防ぐ。
本AIにより、これまで以上に高精度かつ早期に設備の異常予兆を検知し、事前に対処することができる。また、製品の品質低下の予兆も捉えることが出来る。
本システムは従来の監視に加えて異常予兆検知を行っており、保安のプロセスは高度化している。

AI技術の適用箇所



導入効果

保安水準の維持・向上

効率性の向上

AI導入によって得られる効果

保安・運転 共通

ノウハウの継承

判断基準の平滑化

高頻度化

人的ミスの検知

保安

運転

計画高度化

負荷低減

早期発見

生産性向上

ノウハウの継承

- AIが運転状況と異常度合いの関係をリアルタイムで示すため、若手運転員がどのような運転をすると異常が発生しやすいのか理解する教材になる。
- AIの作成にはユーザー自身が関与することが求められており、若手運転員が製造プロセスを深く理解する機会になる。

判断基準の平滑化

- 属人的な熟練運転員のノウハウに依存せず、異常予兆を検知できる。

負荷低減

- 定期的に発生する事象（例：排水ポンプのストレーナの詰まり）を早期検知することで、対応までの時間的な余裕が生まれ、対応作業が効率化できる。

早期発見

- 設備の異常を予兆段階で検知できるため、必要な措置を早期に実施できる。また、早期に対処することで設備の緊急停止を未然に防ぐことができるため、プラントを安定的に稼働させることができる。

生産性向上

- 製品の品質低下の予兆とその要因を早期に検知し対処することで、原料原単位が改善し生産コストを削減できる。

詳細 2

具体的効果（見込み）・保安/生産性への寄与

歩留まり向上効果（歩留まり1%向上で年間売上61.2億円増加）
 取引価格12万円/tの樹脂を年間500万t生産する歩留まり98%の工場の場合（日本の樹脂製造プラントの平均程度）、歩留まり1%向上により製品が+5.1万t/年増加するため、売上は51,000 t×12万円/t=612,000万円増加すると見込まれる。

課題

直面した課題

未該当課題

AI導入において直面した課題

社内の現状維持バイアス

プラント×AIの人材育成・体制

AI事業の目的設定の困難さ

経済的利点が不明瞭

AIの信頼性不足

高い技術水準を担保する必要

開発における制約

その他

プラント×AIの人材育成・体制

- 製造現場の社員自らが監視対象の設定やAI精度の確認などを行えなければ、導入対象プラントの状況に合わせたAI活用が維持しづらい。

開発における制約

- 計測項目の正常範囲の推定に用いる説明変数の抽出する際には、設備や製造プロセス個別の特徴を深く理解しているユーザー側の運転員に協力いただく必要がある。

課題の解決方法

プラント×AIの人材育成・体制

AI開発側によるトレーニングやサポート

- ユーザーとなる現場社員や運転員のうち数人が、AI開発側（アズビル）による数日間のトレーニングを受講した。学習したシステムの設定手順、監視操作方法などの内容を、その他の運転員に共有した。
- AI開発側（アズビル）は導入初期は3ヶ月、または半年後にユーザーを訪問して、システムの設定手順、監視操作方法のフォローを実施している。

開発における制約

現場主体での監視モデル作成

- 設備や製造プロセスを理解している現場の運転員が主体となって監視モデルの作成を行うようにAI導入プロセスを設計している。具体的には、監視対象設備を決め、監視のための計測項目を設定し、計測項目の正常範囲を推定するための説明変数（DCSデータ）を抽出するプロセスを、AI開発側（アズビル）の支援のもと、ユーザー側の運転員で実施できるようにしている。これにより、設備個別の状況を踏まえて説明変数の取捨選択を適切に行うことができ、高精度なモデルを構築することができる。

詳細 1

詳細

監視モデルの作成にAIを活用

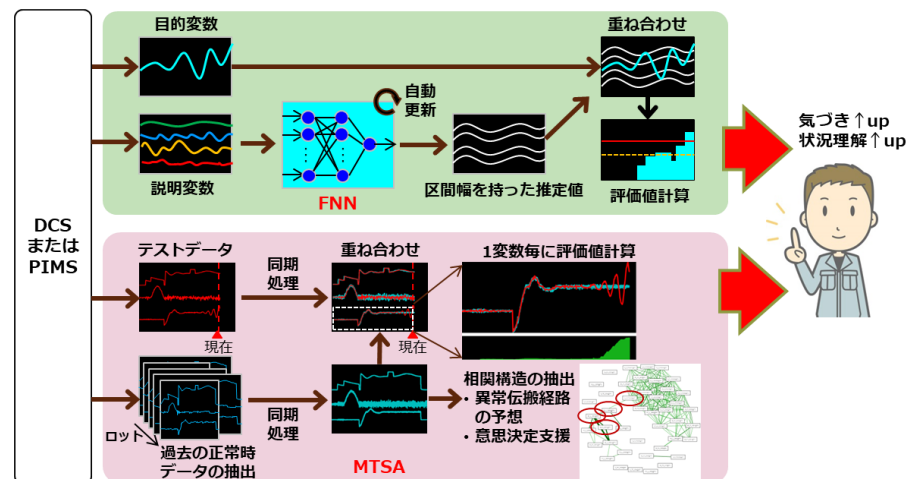
詳細 1

- (インプット) まずユーザー自身が、AIで異常を検知したい対象設備（異常が発生した際の影響が大きい箇所、反応器、ボイラ、タービンなど）を選定し、それに対応する計測項目（反応器上限圧力、反応温度、吐出流量など）を最大400個設定する。これらの計測項目には正常範囲が定義されていないため、AIにより、これらの計測項目の値の正常範囲を推定する。それぞれの計測項目の正常範囲の推定に用いる説明変数（例：圧力データ。全てDCSから取得できる）を、計測項目ごとに10個程度抽出する。AI開発側（アズビル）は、計測項目に適した説明変数の抽出を支援するツールを提供する。その後、**設備が正常に振る舞っている状態での、計測値と説明変数との相関関係および説明変数同士の相関関係を、ファジー・ニューラル・ネットワークで学習する。**これによって、**説明変数から計測項目の正常範囲を推定し、実際に測定される計測値との逸脱を監視するモデルを作成する。**
- (プロセス) 監視モデルで、計測項目が正常とみなせる値の範囲をリアルタイムで推定し、これに対する実際の計測値の逸脱度合いを表すスコアを計算して提示する。これにより、小さな変化を早期に捉え、監視対象の設備や製造プロセスの異常予兆を検知する。
- (アウトプット) AIが閾値を越えた異常を捉えると、**通常の運転監視画面上にアドオンで警報が通知される。**加えて、本システムの専用画面を開くと、**計測値（目的変数）の逸脱度を時系列グラフで閲覧できる。**

保安面にとどまらないAIの導入効果

詳細 2

- 本システムは、計測値（目的変数）の正常範囲からの逸脱度をリアルタイムで可視化することで、熟練運転員をしのぐ精度で、若手運転員でも早期に異常予兆を検知できるものとなっている。
- プラント設備やプロセスでの異常の発生は非常に少ない。そのため、保安水準の観点での異常予兆検知システムの導入効果は見えづらい。そのため、**本システムは、導入効果が分かりやすい製造品の品質管理にも活用している。**具体的には、製造品の品質低下の予兆を検知し、保安活動において品質低下が生じる前に適切に対処することで、**品質の維持を実現している。**これは同時に、原料原単位の改善によるコスト削減にもつながっている。



FNN (Fuzzified Neural Network) : 主に連続プロセス向けAIエンジン
 MTSA (Multivariate Time series Shape Analysis) : バッチプロセス向けAIエンジン

7. 製油所における原料原油切り替え運転最適化AI

開発事業者 千代田化工建設株式会社

新規

既存の置換え

概要

製油所では、非定常運転である油種切り替え作業を3日に1回程度実施している。高頻度な作業にもかかわらず、操作が非常に複雑なため、マニュアル化や既存のシステムでの自動最適化ができなかった。手動で変化する油種に合わせて連続的に様々な設定を最適化する操作は非常に難しく、熟練者と非熟練者の間で作業時間に半日程度の差がつくほか、製品品質にも差があった。そこで、深層強化学習を用いて、実プラントおよびシミュレータ上の運転データから、運転パラメータの相関関係を学習した「油種切替AI」を導入した。運転員が切替操作をする際に、リアルタイムに最適な運転パラメータを提示する。これにより総合的な観点から運転を最適化し、省エネ・製品ロス最小化・早期切替完了などを実現できる。

使用技術

使用技術

不使用技術

AI

詳細 1

自然言語処理

画像認識

時系列データ

余寿命予測

異常検知

パラメータ制御

- 刻々と変化するプラント運転データを、複数のAIが組み合わさったAIシステムで連続的に処理し将来予測を提示する。
- 各時点での最適な運転パラメータをリアルタイムで計算し、運転員にとって最適なタイミングで提示する。運転員は、提示されたパラメータを確認し、操作に反映する。

AI以外・デバイス

タブレット

デジタルツイン

ドローン・ロボット

xR・ウェアラブル

シミュレータ

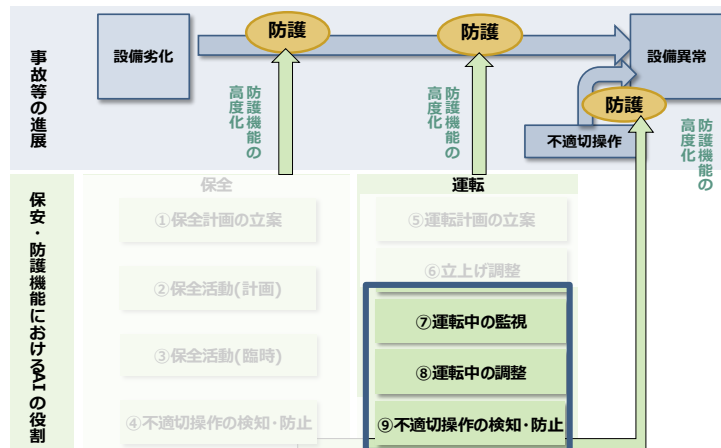
その他

- 実プラントの運転データと共に、シミュレータで仮想的に生成した運転データをAIの学習に利用した。

保全・運転上のAIの役割

- 油種切り替え時の最適な運転パラメータを提供し、操作を支援する。手動で連続的に様々な設定を行う非常に難しい操作に対して、AIが最適なパラメータを提示することで支援する。これにより、運転員の業務プロセスが改善するとともに、運転の水準が底上げされる。

AI技術の適用箇所



導入効果

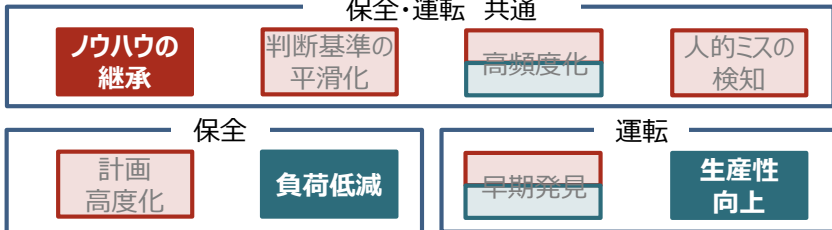
保安水準の維持・向上

効率性の向上

AI導入によって得られる効果

詳細 2

保安・運転 共通



ノウハウの継承

- 各運転員による切り替え運転操作に対して、AIによる評価を提示できる。ベテランと新人の運転の差を定量的に比較でき、高度な操作ノウハウの伝承の手助けとなっている。また、運転員のシミュレータ上での操作訓練においてもAIによる評価を活用することで、訓練の質が大幅に向上している。
- 任意の評価軸（省エネ・製品ロス最小化・早期切替完了等）に基づいた最適な運転パラメータが提示されるため、運転員の運転水準の底上げが期待できる。

負荷低減

- 油種切り替えは、3日に1度という高い頻度で、複雑な手動の操作を要する。この操作に対して運転員を支援できるため、負荷低減に役立つ。

生産性向上

- AIが運転パラメータを最適化することで、非定常な切替運転時間を短縮し（＝設備稼働率増）し、中間留分量（灯軽油）の生産量を増加することができる。

課題

該当課題

未該当課題

AI導入において直面した主要な課題

社内の現状維持バイアス	プラント×AIの人材育成・体制	AI事業の目的設定の困難さ	経済的利点が不明瞭
AIの信頼性不足	高い技術水準を担保する必要	開発における制約	その他

AI事業の目的設定の困難さ

- AI導入の目的である「優れた運転」の評価基準を、熟練者へのインタビューや過去データから数式化し、納得感のある具体的な値として設定することが必要だったが、簡単ではなかった。

高い技術水準を担保する必要

- AIが高い性能を発揮するためには様々な運転パラメータの組み合わせを試す（＝学習する）ことが重要だが、プラントは一定程度の規則に従って運転しているため、長期間稼働しているプラントでも、運転実績のあるパラメータの組合せが少ない。そのため、AIの学習に使えるデータの種類が少なかった。

課題の解決方法

AI事業の目的設定の困難さ

目標の明確化とユーザー側との共通認識形成

- 熟練技術者と協議して評価基準を定め、目標とする水準を明確な数字で決めた。その後、実証実験での達成状況を踏まえて、その都度この目標を導入事業者と相談した。
- たとえ目標の水準が達成できない場合でも、「不慣れな作業員と比べると優れている」ことを認識してもらうことで、AIへの高い期待を維持できた。
- たとえ運転員がAIに頼りすぎても、作業時間を要するだけで安全面の問題は発生しないことを説明した。具体的には、設備操作の常識の範囲を外れたパラメータを出さないようAIに制限をかけていることや、製油所が備える安全機能にAIが影響を及ぼさないことを説明した。

高い技術水準を担保する必要

シミュレーションデータの適切な活用

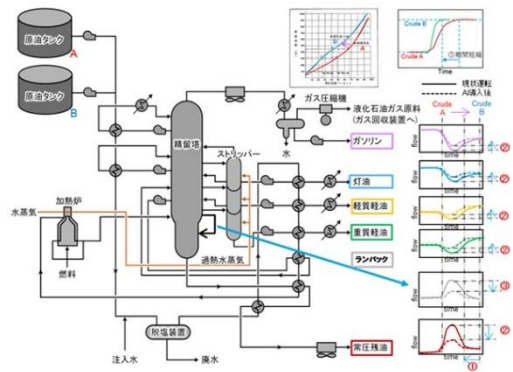
- シミュレータで多様なデータを作成し、実際のデータを用いて補正しつつ、AIの学習に活用した。シミュレーションにより、様々な運転パラメータを操作するとどのように運転状態が変化しやすいのか数多く試行できる。

詳細

最適パラメータを計算するAIモデルを構築

詳細 1

- (インプット) DCSが収集する膨大なプラント**運転データ**を、**自動でAIシステム**に入力し、連続的に処理する。
- (プロセス) 油種切り替え後の運転状態を予測するAIが、**多数の重要因子(温度、圧力、流量、液面など)の予測**をし続ける。また、**より良い運転状態に導くパラメータの組合せを提案**する最適化AIが、最適値を計算し続ける。
- (アウトプット) 油種切り替え運転時に、刻々と変わる運転状態に合わせて、現在の設定で予想される常圧蒸留塔の複数の重要因子を随時提示する。同時に、**より生産性の高い運転をするための運転パラメータを随時提案**する。省エネ・製品ロス最小化・早期切替完了など総合的な観点から運転を最適化し、生産性を向上する。



■ AIモデルの概要

業務プロセスの改善

詳細 2

- 原油油種の切り替えは3日に1度の頻度で発生しており、その都度常圧蒸留塔の油種切り替え操作を要する。この操作中は製品の性状が連続的に変動するので、製品品質を確保するために常圧蒸留塔からの**灯油・軽油などの収率を低下させる必要がある**、**製品ロスが発生**する。
- また、**油種切り替えは複雑な操作であり、運転員に大きな負担がかかる作業**である。具体的には、刻々と変化する各留分の流量バランスや腐食等の運転制約を踏まえながら、省エネ・製品ロス最小化・早期の切替完了など多数の目標を達成することが求められる。マニュアル化ができないため、若手運転員の育成・技術伝承も進んでいなかった。過去には既存のシステムを用いて運転を自動最適化することも検討されていたが、運転のルールが非常に複雑で演繹的なプログラムをすることが難しかったため、油種や運転ケースに応じた最適化は実現されていなかった。
- AIを導入することで、**運転員の負荷軽減、灯油・軽油の収率向上、ユーティリティ費用の削減、確実なスキル伝承等**が期待される。

オペレーションの特徴に合わせたシステムを構築

- 油種切り替え操作において、運転パラメータの変更が常圧蒸留塔内の流体変化に反映されるまでには数十分のタイムラグがある。運転員は、パラメータ変更が流体変化に反映されたことを確認してから次の操作を行うため、パラメータを設定する度に待機が必要となる。その間、油種は刻々と切り替わっていくが、各留分の流量バランスの状態を踏まえた操作が必要のため、変化を予想しながら次の操作を判断する必要がある。
- 当システムは、パラメータ操作→待機→次の操作の判断→パラメータ操作という運転員の業務の流れに合わせて、**運転員にとって最適のタイミングでパラメータを提示**できるよう、提示頻度を運転員と協議して決定した。

8. 画像の自動判別による配管外面の腐食箇所を検出・腐食のレベル分類

導入事業者 出光興産株式会社

新規

既存の置換え

概要

これまで、配管の外面腐食の自主点検の計画を立てる際には、①運転員が日常の巡視の中で発見した腐食箇所を撮影、②運転員が緊急度のコメントを付して社内の専門担当者に画像を送付、③専門担当者が腐食のレベルを分類して測定の計画を立てる、という手順を経ていた。しかし、運転員・専門担当者ともに判断の負荷が高かった上に、運転員によって緊急度の判断にばらつきがあり、計画の立案に支障が出ていた。

そこで、運転員が撮影した画像に対して、腐食のレベルを自動で分類するAIを導入した。これにより、運転員は緊急度の判断に悩むことなく腐食の発見と撮影に注力でき、専門担当者は腐食程度の判断や計画の立案を効率化できる。

使用技術

使用技術

不使用技術

AI

自然言語処理

画像認識

時系列データ

余寿命予測

異常検知

パラメータ制御

- 学習データとして約6千枚の画像を用いて、AIモデルを構築した。
- 配管の画像をAIで分析することで、外面の腐食箇所を検出し、腐食のレベル分けを行う。

AI以外・デバイス

タブレット

デジタルツイン

ドローン・ロボット

xR・ウェアラブル

シミュレータ

その他

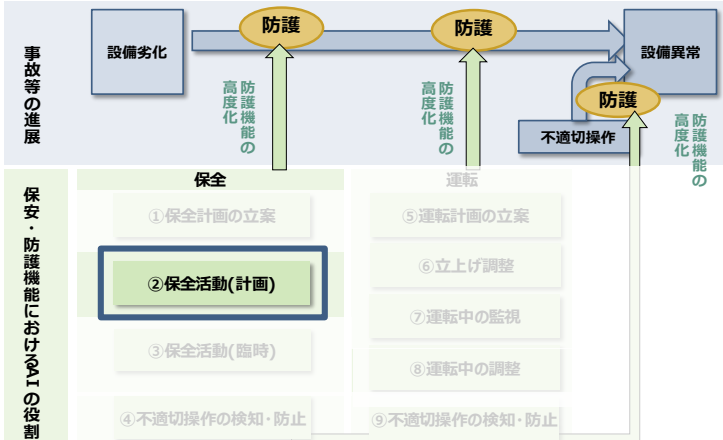
- カメラ付きのタブレットで画像を取得する。

詳細 1

保全・運転上のAIの役割

- 日常の巡視における、運転員による腐食の緊急度判断を代替する。AIの導入により、これまで実施していた運転員による緊急度の判断は要らなくなる。また、専門担当者によるレベル分類はAIの出力の確認となり、負荷が低減する。AIの導入により、保安の水準を維持しながら、業務プロセスを効率化できる。

AI技術の適用箇所



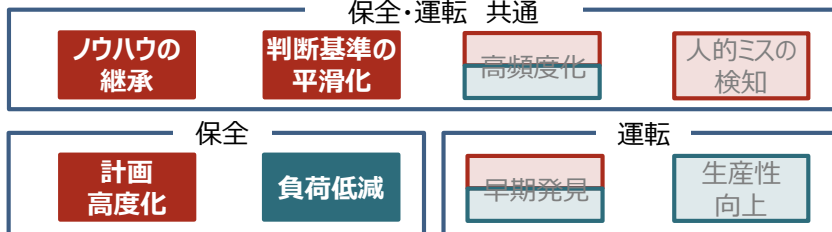
導入効果

保安水準の維持・向上

効率性の向上

AI導入によって得られる効果

保安・運転 共通



ノウハウの継承

- AIによる腐食のレベル分類の判定事例を、若手育成のための教材として活用できる。

判断基準の平滑化

- ばらつきが問題となっていた、運転員による腐食の緊急度の判断が不要になる。

計画高度化

- これまでは腐食の程度を運転員・専門担当者が判断する手間がかかっていたため撮影枚数が限られていた。**AIは大量の画像を高速に処理できるため、撮影枚数を増やすことができる。**これにより、配管の腐食状態を網羅的に把握でき、点検・補修の計画の精度を上げられる。

負荷低減

- 運転員は、緊急度の判断に悩むことがなくなり、腐食の発見と撮影に注力できる。
- 腐食レベルを判断していた専門担当者は、**AIの出力の確認をすればよくなり、判断の負荷が下がる。**

課題

該当課題

未該当課題

AI導入において直面した主要な課題

社内の現状維持バイアス

プラント×AIの人材育成・体制

AI事業の目的設定の困難さ

経済的利点が不明瞭

AIの信頼性不足

高い技術水準を担保する必要

開発における制約

その他

AI事業の目的設定の困難さ

- 配管外面腐食の点検に係る業務フローのどの部分をAIで代替するのか、その際の精度はどの程度必要かなど、今までにない観点の検討だったため、これらを確定するのに時間を要した。

高い技術水準を担保する必要

- データセットの質が悪く、AI開発の当初は腐食のレベル分類の正解率が低かった。例えば、教師データに関しては、画像が不鮮明だったり、広角過ぎるものが含まれていた。また、データセットの設計に関しても、データの網羅性が不足していたり、無関係な画像が混入したことがあった。

課題の解決方法

AI事業の目的設定の困難さ

現状の業務工程とのバランスを検討

- 正解率の目標は、現状の専門担当者による判定の精度や、誤判定した場合の次工程への影響を考慮して設定した。この際、ユーザーとなる運転員・専門担当者と議論し、「専門担当者の水準」に達することは必須とせず、「**専門担当者には若干劣るがノウハウのない人員より優れる水準**」を最低目標とした。具体的な数値目標は「**80%**（腐食レベルを実際より大きく出力する誤判定と、判定不能の合計が20%。腐食レベルを実際より小さく出力する誤判定は限りなくゼロに近い数値（実績として、ゼロを達成））」と決めた。

高い技術水準を担保する必要

撮影のガイドラインを設定

- 学習用データの追加、吟味を行い、目標の正解率になるまで再学習を繰り返した。
- 画像撮影における画角、明るさ、逆光、距離など必要最低限の事項を整理した、撮影作業用のガイドラインを新たに作成し、巡視時の撮影のルールとした。

詳細

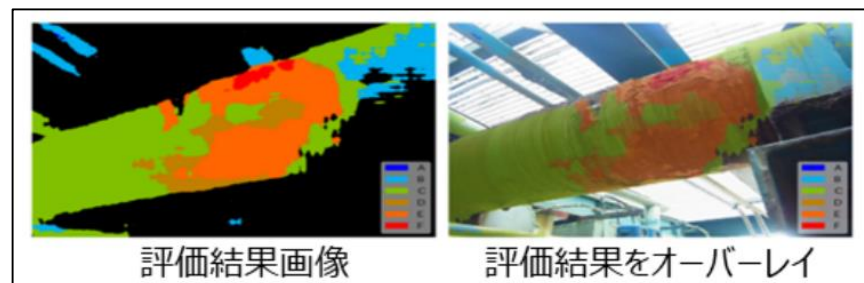
詳細1

腐食の度合い・場所を視覚的に表示するシステム

- (インプット) 入力データとして、広角、クローズアップなど異なる条件で配管を撮影した画像を用意した(モデル構築の過程で、画角、明るさ、逆光、距離などの条件を確定)。また、学習用には約**6000枚の画像**を用意した。
- (プロセス) 本システム専用のアプリをインストールしたタブレットを使用する。タブレットのカメラで対象の配管を撮影、その画像をサーバーにアップロードする。サーバーのAIで画像を解析し、腐食のレベルを判定し、タブレットに返送する。タブレットに当該設備の図面を呼び出し、撮影箇所を指定する。
- (アウトプット) **腐食のレベルにより色分けされた画像**(腐食部分のみ/実画像との重ね合わせ)、点検結果リスト(位置とレベル)を出力する。位置情報との結びつけにより、プラント全体を俯瞰して、どこで腐食がどれぐらい起きているかを視覚的に確認できる(右図)。

AI技術ではなく問題解決に集中した開発

- AIを用いることにこだわらず、**業務上の課題を解決することを目的**とした。今回の課題(運転員による腐食の緊急度判断の平滑化、専門担当者の分類業務の負荷低減など)は、結果的にAIを用いるのが適切と判断された。
- 社内の関係者がAIモデルの中身を深く理解することにはこだわらず、**業務における活用を効果的に行うことに重点**をおくため、当該システムのAI開発はAI開発事業者に外注し、社内はシステムの設計・管理・運用に集中した。
- 現在、同システムの運用・操作にAIに関する知識は必要なく、システムの使い方の教育だけで現場の作業員が活用できるようになっている。



- AIによる腐食のレベル分類結果の出力の一例。腐食箇所とレベルを実写真と重ねて表示可能となっている。



- 腐食のレベル分類結果とプラント内の位置との紐づけの一例。腐食箇所と位置情報を結び付けて管理できる。

9. 画像の自動判別による配管外面の腐食箇所を検出

導入事業者 JSR株式会社

新規

既存の置換え

概要

カメラで配管外面を撮影し、AIがその画像を分析して腐食を検出する。設備を直接目視して腐食を発見する従来の点検に比べ、AIが腐食を自動で検出できれば、作業員が現場で確認すべき箇所を事前に絞り込める。更に、画像の撮影でドローンを用いれば、①点検作業の負荷軽減、②点検範囲の拡大、③点検の高頻度化に、高い効果が期待できる。

使用技術

使用技術

不使用技術

AI

自然言語処理

画像認識

時系列データ

余寿命予測

異常検知

パラメータ制御

- AIがドローン、タブレット端末のカメラで撮影した配管外面の画像を分析し、腐食箇所（現場で確認すべき箇所のスクリーニング）を検出する。
- 画像処理においては、背景と配管の切り分けを行った後、深層学習で配管の腐食箇所を検出する。

AI以外・デバイス

タブレット

デジタルツイン

ドローン・ロボット

xR・ウェアラブル

シミュレータ

その他

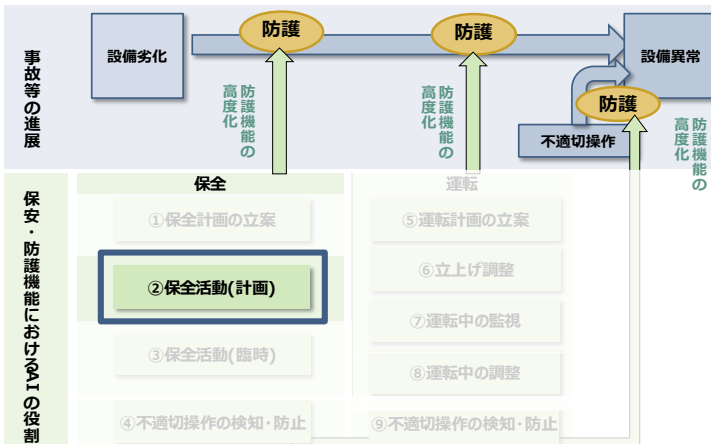
- 高所における画像の取得にドローンを活用。

保全・運転上のAIの役割

- 現場で確認すべき腐食箇所をスクリーニングする。

画像から腐食箇所を自動検出する技術により、作業員が現場で確認すべき箇所を絞り込める。AIの導入により、保安の水準を維持しながら、業務プロセスを効率化できる。

AI技術の適用箇所



導入効果

保安水準の維持・向上

効率性の向上

AI導入によって得られる効果

保安・運転 共通

ノウハウの継承

判断基準の平滑化

高頻度化

人的ミスの検知

保安

計画高度化

負荷低減

運転

早期発見

生産性向上

判断基準の平滑化

- 個人の力量に依らず一定の基準で腐食箇所を検出できる。

高頻度化

- 配管の画像と異常の有無を位置情報と紐づけて時系列的に管理することで、損傷の時間的変化を把握できる。

計画高度化

- ドローンとAIを組み合わせた腐食検出体制を作れば、これまでより広範囲を点検でき、人間には死角だった高所の腐食状況も的確に把握できるようになる。これにより、点検・補修計画の精度が向上する。

負荷低減

- これまでの体系では作業員がプラント全体を目視点検する必要があったが、AIが画像から腐食が疑われる箇所を選別（スクリーニング）すれば、作業員が現場で重点的に確認すべき箇所を事前に絞り込める。

課題

直面した課題

未該当課題

AI導入において直面した課題

社内の現状維持バイアス

プラント×AIの人材育成・体制

AI事業の目的設定の困難さ

経済的利点が不明瞭

AIの信頼性不足

高い技術水準を担保する必要

開発における制約

その他

AIの信頼性不足

- AIが腐食を見落とす懸念がある。

その他

- ドローンを活用して広範囲の設備の外面を撮影することが効果的だが、ドローンの飛行範囲は非防爆エリアに限定されている。

課題の解決方法

AIの信頼性不足

AIはスクリーニングとして活用

- 疑わしい場合は「腐食あり」と判定することで見落としを回避する。配管全体から現場確認すべき箇所を絞り込むスクリーニングとしての活用が前提であり、現場で腐食なしと確認されることは許容している。

その他

防爆エリアの再検討を実施

- 第2類危険区域の非危険判定を行い、防爆施設付近でのドローンの飛行領域を可能な限り拡大できるよう検討している。
- 今後、「プラント内における危険区域の精緻な設定方法に関するガイドライン」による非危険判定によって設定した飛行領域内で、「プラントにおけるドローンの安全な運用方法に関するガイドライン Ver2.0」に基づいてドローンを飛行させる予定。

※ガイドラインの概要について、73ページ参照

10. 画像の自動判別による亀裂検出および腐食検出

開発事業者 株式会社イクシス

新規

既存の置換え

概要

天井クレーンレールや配管ラック、煙突等、工場やプラント等の構造物の外面をロボットが撮影し、その画像をAIで解析して亀裂・腐食を検出する。これにより、従来行っていた熟練作業員は劣化の恐れがない箇所を点検する頻度を大幅に軽減できるため、同一時間で従来より広範囲を点検できる。また、加えて、AIが配管等の位置と腐食状況のデータを紐づけて蓄積するため、損傷の経年変化を従来よりも精緻に追跡できる。

使用技術

使用技術

不使用技術

AI

自然言語処理

画像認識

時系列データ

余寿命予測

異常検知

パラメータ制御

- 構造物の外面を撮影した画像データをAIが解析し、亀裂と腐食が発生している箇所を出力する。

AI以外・デバイス

タブレット

デジタルツイン

ドローン・ロボット

xR・ウェアラブル

シミュレータ

その他

- 設備毎に適切なロボットを用いて、安全・正確に画像を撮影する。取得データはリアルタイムに位置データと紐づけて、点検漏れを防止する。撮影時にAR技術を使用して、点検漏れがあるかを作業員がその場で把握できる。
- 検出した亀裂、腐食は3次元CADや図面に表示できる。

詳細1

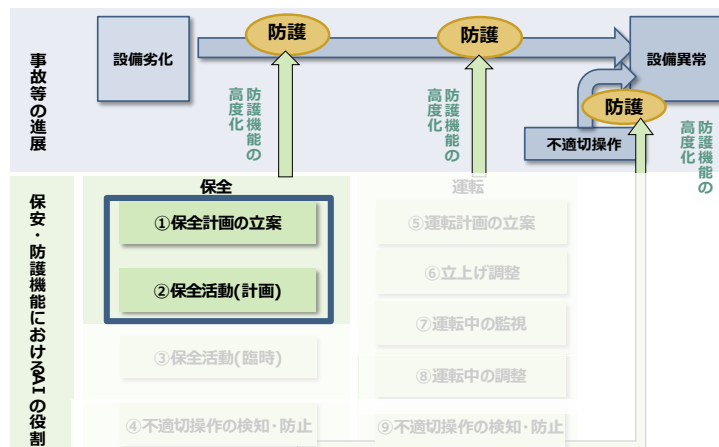
詳細3

保全・運転上のAIの役割

- ロボットとAIを組み合わせると点検業務を支援する。

AIを活用することで作業員が効率的な点検をできるため、広範囲の安全を確認することができる。また、位置データと腐食状況データを紐づけて管理することで経年劣化の進展が把握できるため、保全計画を高度化できる。

AI技術の適用箇所



導入効果

保安水準の維持・向上

効率性の向上

メリット

保安・運転 共通

ノウハウの継承

判断基準の平滑化

高頻度化

人的ミスの検知

保安

運転

計画高度化

負荷低減

早期発見

生産性向上

高頻度化

- AIおよびロボットを活用することで、定常的かつ高頻度に点検でき、損傷の早期発見が期待できる。
- 作業負担を増やさず点検員1名のデータ取得作業件数を増やすことで、同一時間内により多くの箇所を点検可能になる。

計画高度化

- 経験者が劣化の恐れがない箇所を点検する頻度を大幅に軽減できるため、同一時間で従来より広範囲を点検でき、より正確な点検計画を立案できる。
- 点検で取得した画像データをリアルタイムに位置データと紐づけられるため、点検漏れがなくなり、点検計画がより正確になる。

負荷低減

- 画像から亀裂・腐食を検出する際、AIがスクリーニングを行うため、作業員が確認すべき画像枚数を限定できる。
- ロボットが高所の画像を撮影するので、経験が必要で事故リスクが高い高所作業が少なくなる。
- ロボットの位置情報から画像の取得位置を自動で記録することで、検出した亀裂・腐食を3次元CADや図面に表示できる。これにより、負担の高いレポーティング業務を軽減できる。

具体的効果（見込み）・保安/生産性への寄与

- 点検員の作業（診断）負担を従来の60%まで抑えられる見込み。具体的には、AIを導入して「内業（データ整理、診断、調書作成）」の作業量を大幅に削減できる。「外業（現場作業）」は従来並み（記録作業が減る一方、ロボット操作による作業が必要になる）。一般的に、点検は外業6、内業4の比率で行われている。

課題

該当課題

未該当課題

AI導入において直面した主要な課題

社内の現状維持バイアス

プラント×AIの人材育成・体制

AI事業の目的設定の困難さ

経済的利点が不明瞭

AIの信頼性不足

高い技術水準を担保する必要

開発における制約

その他

社内の現状維持バイアス

- 本AIプロジェクトは現場の人手不足対策を主目的としていたが、点検作業の約6割を占める「外業（現場作業）」は作業員の得意領域であり、大きな負担を感じていなかった。このため現場からは「外業」の業務フローの変更や新しいデバイスの使い方の研修に対して反発があった。

AI事業の目的設定の困難さ

- AIの導入目的が曖昧で、やみくもに「完全自動化」を求められる場合があった。

開発における制約

- 外部クラウド等への点検データの転送に対してAI導入側が難色を示したため、AI開発側で用意したデータを活用できず、学習に制限があった。

課題の解決方法

社内の現状維持バイアス

現場のニーズに着目した報告ツール設計

- 現場に対するAIの説明の仕方を見直し、現場が苦手意識を持っていてミスが多発していた「内業（データ整理、診断、調書作成）」を自動化するツールとしたところ、納得を得ることができた。更に、現場で負担にならないように簡単に使える報告ツールを設計した。

AI事業の目的設定の困難さ

業務全体の見える化と具体例でのアピール

- 「自動化」ではなく「業務全体の効率化」が目的であることを理解いただくため、業務の見える化を行った。具体的には、ユースケースを設定し、AIと従来業務の最適な組み合わせを提案した。従来の業務見積・作業日数と新しいシステムでの見積・作業日数を数値化して現場にアピールした。

開発における制約

データ流動化の仕組みを構築し、必要性を提示

- 1次データ（生データ）ではなく2次データであれば外部に転送可能な仕組みづくりを行った。同時に、2次データのみを活用してAIが学習できる仕組みを構築した。

詳細2

詳細

検出結果を図面に重畳して俯瞰可能に

詳細1

- (インプット) 導入プラントにおいて、現場画像をロボットにより撮影 (**亀裂・腐食箇所を数十枚のみ**) する。これと、AI開発側 (イクシス) で蓄積されている汎用画像と併せて深層学習を行い、検出AIエンジンを作成する。
撮影した画像データは、専用SIM回線付のPCを用いてAI開発側 (イクシス) が整備したクラウドサーバへ自動アップロードされる。クラウド上で、**ロボットの自己位置情報を基にデータが自動で整列・結合**される。その後各画像データがAIで解析される。この時、追加学習 (データの追加と再学習によるAIモデルの更新) も行われる。なお、追加学習無しのオンプレミスでのサービス提供もできる。
- (プロセス) 亀裂はセマンティックセグメンテーションによる亀裂検出によって、腐食はバウンディングボックスによるエリア検出によって自動で検出する。前者は具体的な発生箇所と長さ、後者は大まかな場所とサイズの把握が求められるため、異なる手法を用いている。
- (アウトプット) 検出した亀裂・腐食は**解析前の画像に重畳して出力**する。また、**図面やCADファイルにも出力**できる。



- 亀裂抽出と損傷マップ作成結果画面の例

AI導入によって業務プロセスが変化

詳細2

- 亀裂・腐食箇所を点検できるのは、これらの異常を適切に判定できる経験者だけであるため、経験者の人数に点検量が比例していた。
- しかし、AIによる画像解析を用いることで、
 - ①ロボットを活用して**現場経験に依存せずに画像データを取得**する
 - ②画像データに対して**AIを用いてスクリーニング**(人が確認すべき対象の選定)を行う
 - ③選定された腐食について、**人による診断**を行う
 という業務プロセスとなり、経験者の業務負荷を低減しながら、これまでよりも多くの箇所を点検できる。
- また、ロボット操作で画像を取得するので、高所作業及び関連作業(足場架設など)が不要になる。
- **一連の業務プロセスがAI導入側で完結**しAI開発事業者 (イクシス) の補助が不要なため、導入後は低コストで利用し続けることができる。

数十枚の異常データで学習可能

詳細3

- AI開発側 (イクシス) ですでに保有しているデータの質が高いため、**AI導入側の異常データ (亀裂・腐食箇所の画像) が数十枚でもAIの学習を行える**。
- AI開発側 (イクシス) が保有するデータは、ロボットが正確に撮影しているため高品質であり、また、網羅性も確保している。その際、現場を熟知している建築・土木の専門家の協力も得てデータを作成している。これらのデータを基にAIを開発しているため、ベースとするモデルの精度が高い。
- また、AI導入側がデータを取得するときも、ロボットで正確に撮影するため、「撮影したもののAIの学習に使えない画像」がほとんどない。

11. リスクベースメンテナンスにおける損傷機構選定のAIによる自動化

開発事業者 株式会社ベストマテリア

新規

既存の置換え

概要

現在、リスクベースメンテナンス（RBM）を実施する場合、リスク評価の対象となるプラントの部位ごとに、使用条件からどのような損傷機構（疲労、腐食、クリープ、エロージョンなど）が懸念されるかを、熟練技術者が選定している。この損傷機構選定業務を部分的にAIが実施することで、熟練技術者の負担を少なくし、熟練技術者が引退しても保全の機能を維持できる。これにより、技術者の退職と人員減少の懸念を払拭しつつ、熟練技術者によるRBMコンサルティングの費用(例：約500設備のプラントで、3000万円程度)の大半を占める人件費を削減し、RBMの普及を推進する。それにより安全性と効率性を向上させる。

※ NEDO助成事業*として実施

使用技術

使用技術

不使用技術

AI

詳細 1

自然言語処理

画像認識

時系列データ

余寿命予測

異常検知

パラメータ制御

- 設備の①使用条件に紐づいた、②実際の損傷事例を、決定木解析を用いて学習させる。
- これにより、リスク評価を行う設備において、①その設備の使用条件の29種類の入力パラメータ（温度、応力など）を入力すると、②AIが約160通りの損傷機構から対処が必要なもの（複数）を出力する。

AI以外・デバイス

タブレット

デジタルツイン

ドローン・ロボット

xR・ウェアラブル

シミュレータ

その他

- プラント間で設備使用条件データ・損傷事例を共有するため、プラント事業者が提供可能な範囲のデータを匿名化して共有できる、分散型データベースを構築している。

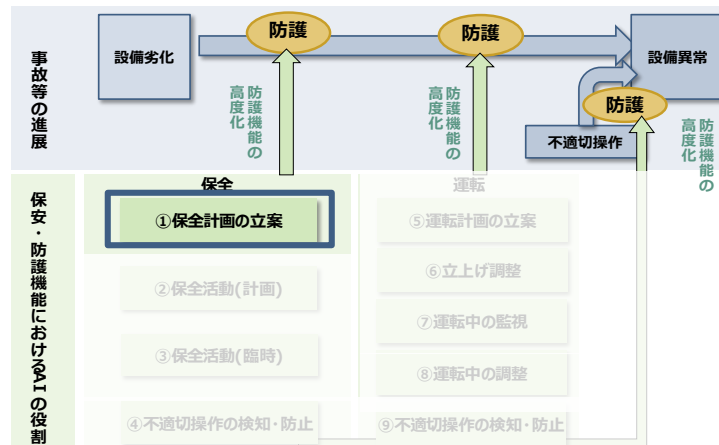
保全・運転上のAIの役割

- 技術者による損傷機構判断をAIで代替する。

熟練技術者が暗黙知を用いて判断している損傷機構選定をAIが部分的に代替する。

AIの精度が高まれば、熟練技術者に依存しなくても適切に損傷機構選定を行うことができ、保全の機能を維持しながら業務プロセスを効率化できる。

AI技術の適用箇所



導入効果

保安水準の維持・向上

効率性の向上

AI導入によって得られる効果

保安・運転 共通

ノウハウの継承

判断基準の平滑化

高頻度化

人的ミスの検知

保安

運転

計画高度化

負荷低減

早期発見

生産性向上

ノウハウの継承

- AIから出力される、損傷機構の判断結果を若手の技術者が閲覧することで、損傷機構判断の技術を学習することができる。従来はOJTが中心で、現場ごとに専門性の偏りがあった損傷機構判断の技術を、より体系的に学習できる。

計画高度化

- **RBMの導入が容易**になり、保安の合理化が進む。

負荷低減

- 過去の検査記録を確認・閲覧して熟練技術者が行っていた損傷機構判断を自動化出来るため、RBMにおけるリスク評価の作業を軽減できる。

具体的効果（見込み）・保安/生産性への寄与

- 将来的にAIの精度が十分に高まった場合、損傷を判断する熟練技術者（材料、腐食についての専門家）は、万が一の場合に安全を守るための少数を除いて、ほとんど不要となる。
- 熟練者の必要性を減らすことで、RBMコンサルティングの費用を従来の約2/3（例：約500設備のプラントで、3000万円→2000万円）に軽減できると期待している。

課題

該当課題

未該当課題

AI導入において直面した主要な課題

社内の現状維持バイアス

プラント×AIの人材育成・体制

AI事業の目的設定の困難さ

経済的利点が不明瞭

AIの信頼性不足

高い技術水準を担保する必要

開発における制約

その他

AIの信頼性不足

- 過去の損傷機構判断事例から学習データを作成するが、過去の事例で技術者が誤った判断をしている場合がある。結果として学習データのラベリングも不正確になり、AIの精度が低下する。

開発における制約

- 学習に用いるデータは、様々なプラント事業者から提供を受けたものであり、データが生成された施設・設備が異なっている。そのため、データを一定の基準に揃える必要がある。

課題の解決方法

AIの信頼性不足

専門機関におけるレビュー体制の構築

- RBM規格（HPISZ107）を発行しているHPI(日本高圧力技術協会)に研究会を設置して、AIによる損傷機構判断の妥当性を評価する基準を作成する予定。

開発における制約

基準を揃えたデータベースの構築

詳細2

- 施設・設備が異なっても、材料と使用条件が同じであれば、同じ箇所に損傷が生じると考えられている。そのため、データを**材料・温度・応力・環境などの条件で基準を揃えたデータベース**を構築することで適切な学習ができるようにした。

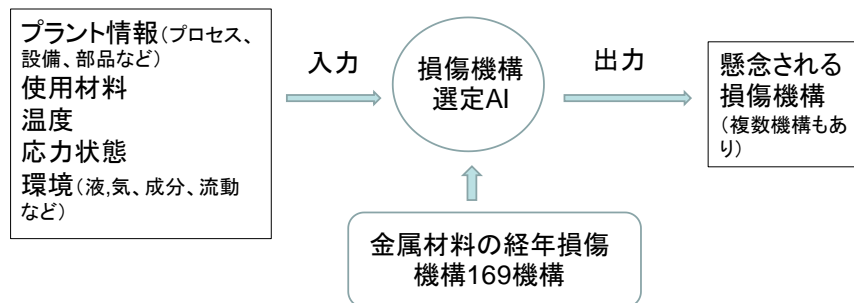
詳細

AIにより損傷機構を自動選定

詳細 1

- (インプット) 過去に様々なプラントでRBMを実施した事例における熟練技術者の損傷機構判断 (設備の使用条件と損傷機構の組み合わせ) 約1000例に、専門家が調査して蓄積した約20年分の損傷の実事例と使用条件 (温度、応力、環境) の組み合わせのデータを追加して学習を行った。現状ではデータ数が不足しているため、右記の**分散型データベースによりデータを追加し、精度向上をはかる**。
- (プロセス) 機械学習 (決定木解析) を用いたAIモデルを構築した。決定木解析の特徴としてモデルの判断基準が明確にわかるため、熟練技術者による検証も行うことができた。
- (アウトプット) プラントの部位ごとに、160個の損傷機構(疲労、腐食、クリープ、エロージョンなど)のうち**懸念される損傷機構がすべて出力**される。これによって、熟練技術者の判断を代替することができる。RBMの以降の工程では、出力された損傷機構すべてを取り扱う。
- AI以外にも、損傷機構判断以外のRBM工程で用いられているソフトウェアを提供している。AIからのデータの入出力を円滑に行えるように、当該ソフトウェアを改修している。

損傷機構設定因子



データ共有のための分散型データベース

詳細 2

- 現時点で個々のプラントが持っている損傷事例だけでは、データ点数が足りず、AIを構築することは難しい。そのため、プラント事業者の保全関連データを共有するためのデータベースを開発している。
- 複数のプラント事業者のデータベース項目をすり合わせて、**損傷機構設定に用いる因子の用語を統一する仕様**を作成した。
- データベースは**各プラントが自社のデータへの閲覧権限等を管理できる分散型**で構築する。特定プラントの損傷情報を匿名化できるようにすることで、より多くのプラント事業者からデータが提供されると期待される (**令和3年度から運用開始予定**)。

RBMの普及を阻む問題を解決

- RBMは、プラントの部位ごとにリスク評価し、破損確率を算定することで、メンテナンスの優先順位を決定する。その際、リスク評価における損傷機構 (疲労、腐食、クリープ、エロージョンなど) を正しく選定することが重要である。
- 従来のRBMでは、熟練技術者が設備の使用条件から懸念される損傷機構を選定して、破損確率を計算している。そのため、RBMの実施には長年の経験と知見を持っている熟練技術者が必須であり、RBMに高額の人件費がかかっている。AIシステムを導入することで、**損傷判断の熟練技術者への依存を軽減し、RBMの導入コストを抑えることができる**。
- 日本でRBMが定着していない原因の一つとして、熟練技術者の不足が挙げられている。AIを用いることで、RBMの導入をより容易にし、日本におけるRBMの普及・拡散に寄与できる。

12. 確率推論を用いた事故の予兆分析とリスクアセスメントシステムの構築

開発事業者 鳥取大学・日本電気株式会社・筑波大学

新規

既存の置換え

概要

精油所のプロセスデータと過去のヒヤリハット報告から、事故の未然防止を実現するリアルタイム・リスクアセスメントシステムを構築した。このシステムでは、設備や操業の異常予兆を時々刻々予測し、確率推論によって過去のヒヤリハット報告内から抽出された「事象」とその「原因」と「対策」を運転員に提示する。提示された情報を基に運転員が事故シナリオを理解し、対策を立案・実行することで、「事故の芽」を摘出できる。

使用技術

使用技術

不使用技術

AI

詳細 1

自然言語処理

画像認識

時系列データ

余寿命予測

異常検知

パラメータ制御

- 1,300箇所のセンサーデータと、10年分のヒヤリハット文書（3,254件）を活用。異常予兆検知と確率推論の二段階で実行されるAIシステムを構築。
- センサーデータを活用した異常予兆検知の仕組みを構築（異常予兆検知）。数時間後に発生する装置のアラートを予測する。
- 装置のアラート発生予測に対し、対応する異常の原因と対策を提示するシステムを構築（確率推論）。ヒヤリハット文書を基にして、予測された異常に対して最も確率の高い原因・対策案を推論し、提示する。

AI以外・デバイス

タブレット

デジタルツイン

ドローン・ロボット

xR・ウェアラブル

シミュレータ

その他

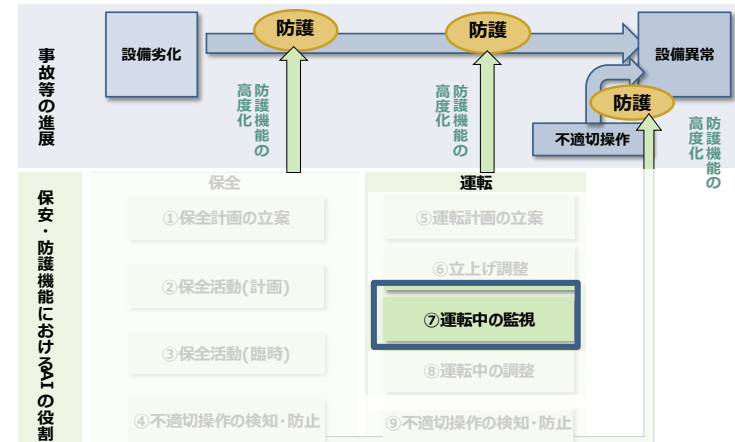
- DCSのデータを活用（新規のデータ取得の必要なし）。

保全・運転上のAIの役割

- 運転中に発生した事象の原因と対策を提示する。

運転中に装置で異常が発生するとき、通常は運転員が事象に気づき、その原因を推定し対策を行うが、判断が経験や知識の多寡に依存してしまう。AIが「事象の検知→原因と対策案を提示」をすることで、ノウハウに習熟していない中堅以下の職員でも判断のミスや遅れなく対処できる。運転員に新たな気付きを提供することで、対応のレベルを向上できる。

AI技術の適用箇所



導入効果

保安水準の維持・向上

効率性の向上

AI導入によって得られる効果

保安・運転 共通

ノウハウの継承

判断基準の平滑化

高頻度化

人的ミスの検知

保安

運転

計画高度化

負荷低減

早期発見

生産性向上

詳細 2

ノウハウの継承

- AIを開発する過程で、**暗黙知だった事故・対策事例を分析しやすい状態で整理・蓄積**している。これは、事故予防施策の有用性の検証や、中堅以下への教育・ノウハウ継承に活用できる。

判断基準の平滑化

- 運転員の経験の多寡によらず、同水準の判断ができる。属人的な誤った判断が減少することも期待できる。

人的ミスの検知

- AIを用いて異常の種類と原因を事前に整理しているため、AIが運転中にアラートを発したとき、原因が人的エラー（バルブの閉め忘れなど）であることを提示できる。同時に、そのエラーへの対策も示される。

早期発見

- 異常発生の数時間前に、装置の異常予兆を検知できる。同時に、事象の原因と対策を提示するため、運転員が今後の事象の進展を予期でき、適切に事前の準備や対策ができる。

具体的効果（見込み）・保安/生産性への寄与

- プラントでの検証により、発生した15件の異常に対して、1件の設備損傷回避、5件の製品品質低下回避、6件の生産性低下回避、および7件で期待される経済効果が得られることを実証することができた。
- 早期に適切に対処できれば、**重大インシデント（事故につながりかねない事象）を10～20%低減**できると期待できる。

課題

直面した課題

未該当課題

AI導入において直面した課題

社内の現状維持バイアス

プラント×AIの人材育成・体制

AI事業の目的設定の困難さ

経済的利点不明瞭

AIの信頼性不足

高い技術水準を担保する必要

開発における制約

その他

AIの信頼性不足

- 構築したAIは、現場の技術者・運転員にとって有用かつ納得できるものである必要がある。しかし、AIの推論結果の精度評価の方法が確立されていない。

開発における制約

- プラントでは事故発生件数が少なく異常データが不足するため、事業者間で異常データを共有するのが望ましい。しかし、データがエクセル形式で管理されており、データベース化されていない、そのため、データの前処理の手間が大きい。

課題の解決方法

AIの信頼性不足

シナリオ構築によるケース評価

- 熟練技術者がAIの推論結果（事象・原因・対策）から「どのような異常が発生・進展しているのか」シナリオを想起できるか検証した。検証した15ケース全てで、AIは熟練運転員が解釈可能な情報を提示した。

開発における制約

データの構造化と共有の仕組みを検討

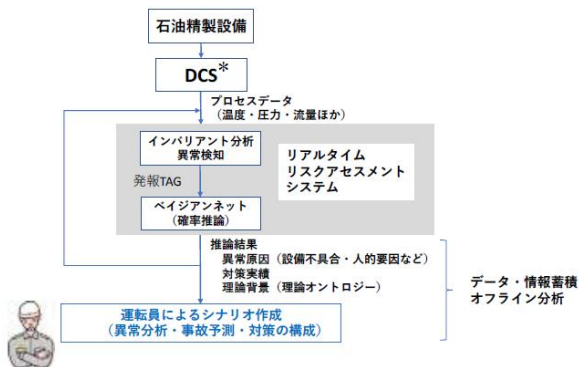
- 現在、事業者ごとにデータベース化を実施済み。今後、**複数の事業者間でデータベースの構造を共通化することを検討中**（構築できれば、業界全体の保安力向上に資すると期待できる）。なお、現在用いているヒヤリハットのデータに留まらず、事故報告の（匿名加工した上での）データ共有に挑戦することも検討している。

詳細

データベースを用いた確率推論により対策案を提示

詳細 1

- (インプット) ヒヤリハットの報告文書10年分 (3,254件) と約1,300箇所のセンサーデータを活用し、[1]推論用データベースと、[2]異常予兆から原因・対策を推論するリアルタイムリスクアセスメントシステムを構築した。



(*)DCS (distributed control system:分散制御システム)

- ✓ [1]推論用データベースの構築のために、ヒヤリハット文書から「事象」「原因」「対策」について、**専門家の知識・経験を基に情報のラベル付けと体系化**を実施。専門家がラベル付けを行った1年分のデータを用いた教師あり学習を活用し、10年分のデータにラベル付けを行った。これらを用いて、ヒヤリハット文書に対して「事象」「原因」「対策」情報を紐付けた、推論用データベースを構築した。
- ✓ [2]異常予兆から原因・対策を推論するため、**異常予兆検知と確率推論の2段階**で構成されるシステムを構築した。異常予兆検知はセンサーデータを入力とするインバリエント分析(※)を活用。また確率推論はベイジアンネットワークを活用し、インバリエント分析の結果を入力として、推論用データベースから事象・原因・対策を出力するモデルを構築した。

- (プロセス) システムは運転中にリアルタイムで異常予兆検知と確率推論を行う。まずセンサーデータからインバリエント分析を行い、異常予兆検知結果として、発報TAG (異常を示すセンサー箇所) のリストを出力する。発報TAGに対して確率推論を行い、発生している確率の高い事象・原因および対策をデータベースから推論する。
- (アウトプット) 推論結果として、発報TAG情報と共に、事象・原因と対策案を提示する。事象発生の数時間前に技術者・運転員がこれらの結果を参照し、異常の進展を想定することで、異常発生に対する適切な準備と対策が可能となる。

中堅からベテランの技術向上に効果を発揮

詳細 2

- このシステムは、判断する人に「気づき」を与えることが役割である。技術者・運転員は、「気づき」 (= AIの出力結果) を基に「どのような異常が発生・進展しているか」 (= シナリオ) を想起した上で対策を実行する。そのため事象のシナリオ構築の正確性が重要になる。(下図)
- 現状では、AIの出力結果からシナリオを構築するのは技術者であり、適切なシナリオ構築には一定のノウハウを要する。全く経験のない若手よりも、**中堅技術者をベテランの水準に押し上げる用途で最も効果を発揮した。**

発報TAG		異常TAG	LC4604 / MA4602A / FC4606 / MC4601 / TC4601	
HITデータベースの推論結果	不具合 (FAULT)	第一次不具合	300 液体-気体の不具合	
		第二次不具合	270 異常-異常値	
		第三次不具合	372 温度	
HITデータベースの推論結果	対策-行動 (REPAIR)	第一次対策	200 作業	
		第二次対策	210 作業停止	
		第三次対策	220 装置の変更	
理論オントロジーの推論結果	装置情報	装置分類	バルブ	
		装置番号	E-4610	
	理論的推論	理論的一次原因	100000	プロセス異常
		理論的二次原因	110000	化学組成
		理論的三次原因	112000	化学平衡
		理論的四次原因	112000	平衡定数
理論的五次原因	112300	原料分圧過大		
理論的六次原因	112301	原料供給量過大		
HITデータベースの推論結果	Human Factor (人的要因)	大筋的要因	心算	
		局所的要因	習慣的に行動	
結果の重大性			プラント変動	

モデル事業所によるシナリオ(事例1)
 理論的原因の五次原因(原料分圧過大)や六次原因(原料供給量過大)等から、処理増加による今回のようなプロセス異常やプラントデータの変動が想像できる。また入力 TAG にインターナルリフラックスを入れているので、装置番号としては E-4610 が提示されている可能性があり、当該機器の不具合やリフラックスドラムの温度変化等の原因も見える。この結果、インシデントとして、製品ベンゼンのオフスペックが推測される。

- モデルケースでの出力結果(左)と、熟練技術者によるシナリオ構築例(右)。

(※) インバリエント分析の詳細は、「NO.4: 日本電気株式会社」の事例を参照

5. 參考資料

5.1. 「高圧ガス保安分野アクションプラン」におけるAI活用の位置づけ（1/2）

「高圧ガス保安分野アクションプラン」

- 石油精製・石油化学・一般化学を中心とする高圧ガス保安分野では、官民一体となってスマート保安（1.1.参照）を推進するための「高圧ガス保安分野アクションプラン」が策定されている。
- 民のアクションとして、今後導入に取り組む具体的なスマート保安技術が、導入の時間軸の目安（喫緊／短期／中期／長期）とともに示されている。
- 官のアクションとして、経済産業省が当面（令和2～3年度）に実施する制度的見直し、研究開発・実証支援等が示されている。

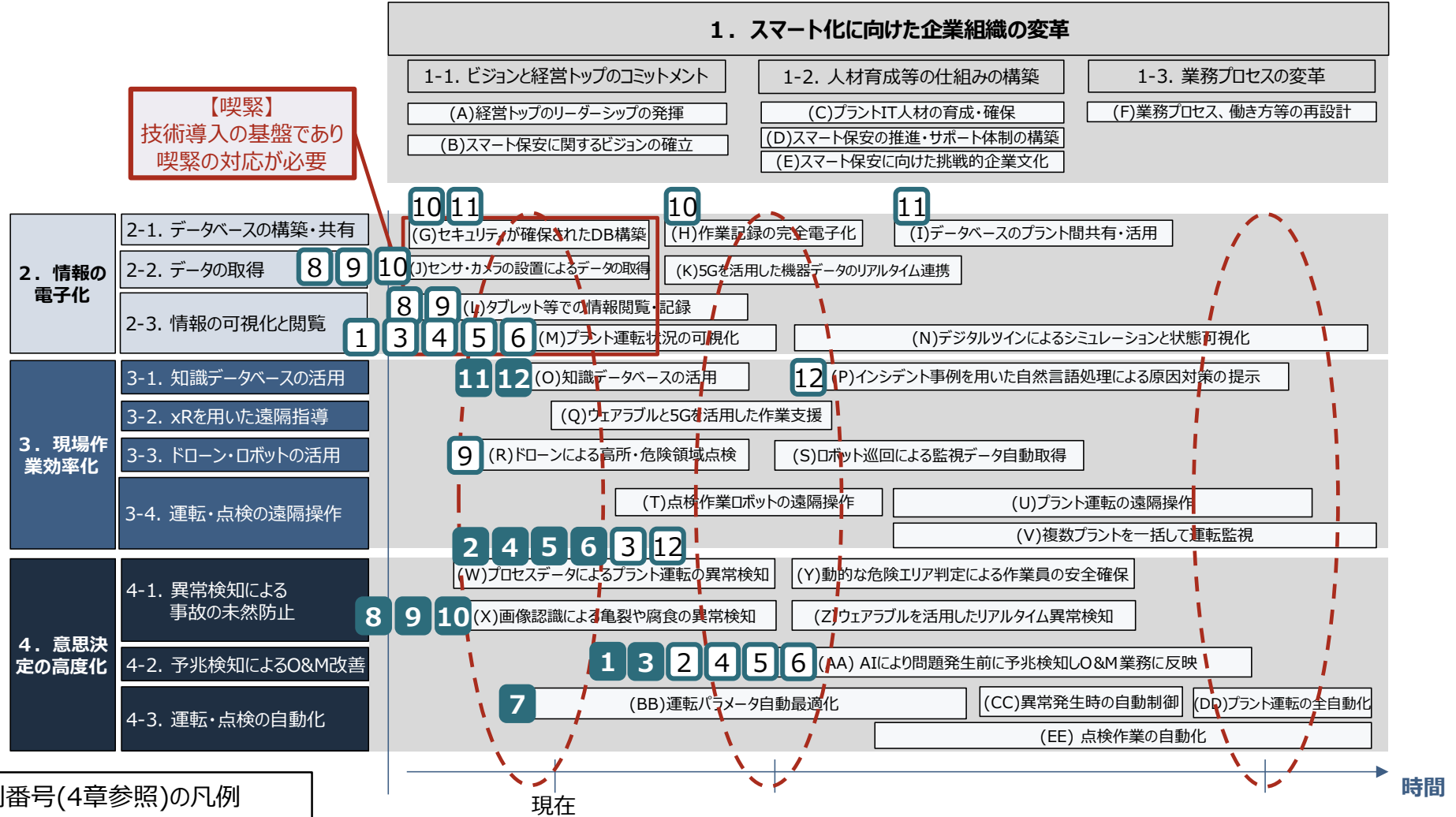
「高圧ガス保安分野アクションプラン」におけるAI活用の位置づけ

- 民のアクション(3章)では、民のアクションの柱の1つとして「（保全・運転の）意思決定の高度化」を設定し、「異常検知」や「画像認識」など9種類のAIの活用を目標としている。
- また、「プラント IT 人材の育成・確保」「スマート保安に関するビジョンの確立」「情報の電子化」といったAI活用の前提となる取組も民のアクションに設定されている。
※次ページに、本事例集に掲載した事例と、高圧ガス保安分野アクションプラン記載のスマート保安技術との関連を示す。
- 官のアクション(4章)では、「4.2.4 AI の活用促進」において、先進的な AI 活用の実証事業の支援、AI信頼性評価ガイドラインの策定、及び本事例集の作成がとりあげられている。

■ アクションプラン掲載URL https://www.meti.go.jp/shingikai/safety_security/smart_hoan/koatsu_gas/index.html

5.1. 「高圧ガス保安分野アクションプラン」におけるAI活用の位置づけ (2/2)

- 本事例集で掲載している事例と、民のアクションプランに記載のあるスマート保安技術との対応関係を示す。
- AI活用の主目的である「4.意思決定の高度化」を達成することで、「2.情報の電子化」「3.現場作業効率化」も付随して達成されている。
- 中期のアクションにも着手されており、今後は長期のアクションへの発展も期待される。

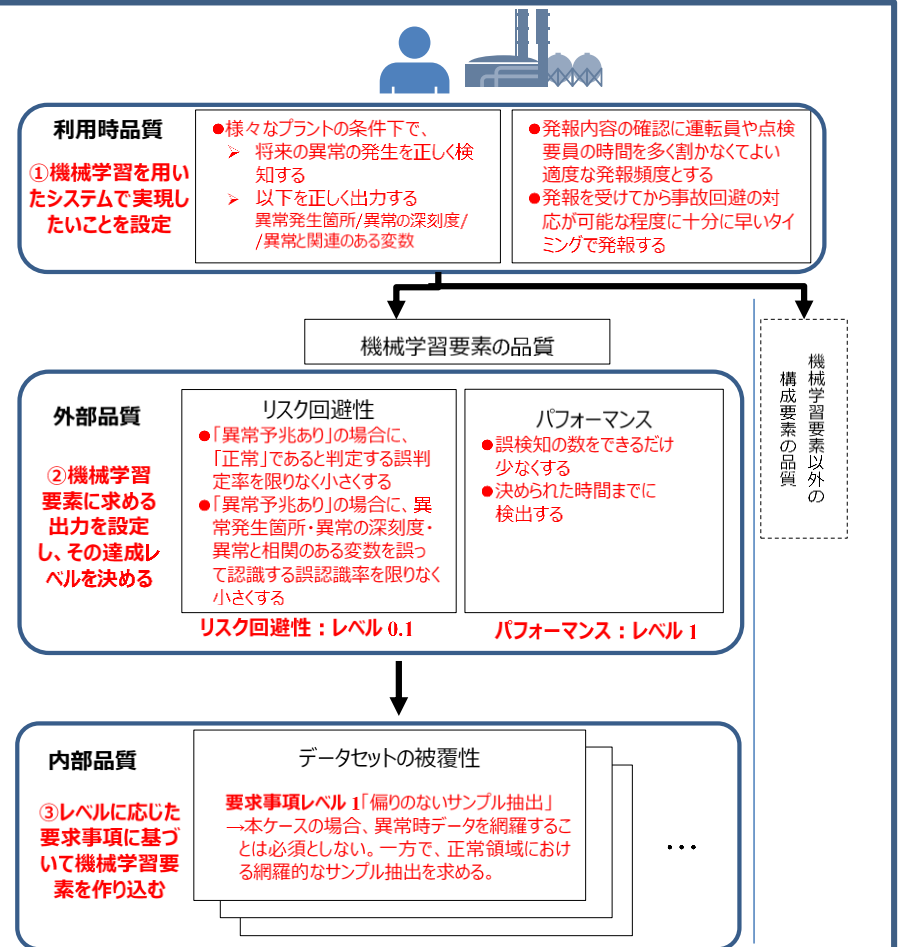


5.2. プラント保安分野AI信頼性評価ガイドライン

- 3.1. で示したとおり、AIの実装にはテストで高精度を達成するだけでなく、AIの信頼性を確保し、社内外へAIの安全性や効率性について説明責任を果たす必要がある。
- この課題を解決するため、「プラント保安分野AI信頼性評価ガイドライン」が策定されている。

プラント保安分野AI信頼性評価ガイドライン

- 本ガイドラインは、プラント保安分野におけるAIの信頼性評価・管理の方法を示し、AIの信頼性の社内外への説明や、AI開発における要求事項の設定等に活用するものである。
- 産業技術総合研究所(2020)「機械学習品質マネジメントガイドライン 第1版」と同様の方法でAI(機械学習)の信頼性評価を行い、必要な信頼性を確保する方策を示している。その上で、プラント保安分野の機械学習の実用例に基づいて、プラント保安分野への具体的な適用方法を示している。
- 右図のように、機械学習の品質を3階層に分け(上位から「利用時品質」→「外部品質」→「内部品質」)、それらの達成を通じて機械学習利用システムの信頼性を管理する。
 - 利用時品質：機械学習要素を含むシステム全体が実現したいこと。
 - 外部品質：利用時品質を満たすために機械学習要素を満たすべきこと。ガイドラインの手順に従い、レベルを設定する。
 - 内部品質：外部品質を満たすために機械学習要素の設計・開発・運用等で満たすべきこと。外部品質のレベルに応じた要求事項がある。
- 利用時品質・外部品質は、以下の2種類を設定する。
 - リスク回避性：安全性を追求するタイプの品質。機械学習要素の誤判断によって悪影響(人的被害・経済的被害)を及ぼすリスクを回避・低減することを目的とする。
 - パフォーマンス：生産性を追求するタイプの品質。プラントの運転・点検を効率的に行うことを目的とする。
- プラント保安分野のユースケースとして、「異常予兆検知・診断(右図)」「運転最適化」「配管の肉厚予測」「配管の画像診断」「設備劣化診断」をとりあげ、ガイドラインの適用方法を示している。



- 掲載URL

https://www.fdma.go.jp/relocation/neuter/topics/fieldList4_16/jisyuhoan_shiryo.html

5.3. ドローン等の電子機器を安全に取り扱うためのガイドライン

- ドローン等の電子機器を活用することで、AIに入力するデータを広範囲・高頻度取得できる。
- ドローン等の電子機器をプラントで安全に活用するために、以下のガイドラインが公開されている。

プラントにおけるドローンの安全な運用方法に関するガイドライン Ver2.0

- 本ガイドラインは、プラント内等でプラント事業者がドローンを安全に活用・運用するための留意事項を整理したものである。
- ドローン活用時の状態を以下の3つに分類し、それぞれの状態に応じた運用方法を整理。プラント内での飛行時の特有の要件（爆発性雰囲気等の危険等）やリスクアセスメント・リスク対策方法を記載した。

① 通常運転時	<ul style="list-style-type: none"> ✓ プラント内において、通常の生産活動が実施されている状態をいう。 	<ul style="list-style-type: none"> 爆発性雰囲気生成する可能性がなく火気の制限がないエリア 爆発性雰囲気生成する可能性があるエリアの近傍や火気の制限があるエリアの近傍 	<p>活用時の状態・飛行エリアに応じたリスクアセスメントを実施</p>
② 設備開放時	<ul style="list-style-type: none"> ✓ プラント内において、開放状態によりメンテナンスが行われている設備や、遊休設備等において、爆発性雰囲気生成する可能性がなく、または、生成しないため、火気の使用制限がない状態をいう。 		
③ 災害時	<ul style="list-style-type: none"> ✓ プラント内において火災等の事故が発生した場合、または、地震・津波・風水害・周辺地域の火災等の影響によりプラント内において火災等の事故が発生するおそれのある状態をいう。 		<p>リスクアセスメントを踏まえたリスク対策の必要性を明記</p>

【爆発性雰囲気生成する可能性があるエリア近傍や火気の制限があるエリアの近傍における追加のリスク対策の例】

(a) 一般的な対策

- ・ 風速等による明確な飛行中止条件の設定
- ・ 飛行中止判断者の配置
- ・ 保安道路等、非危険なエリアでの離着陸の実施

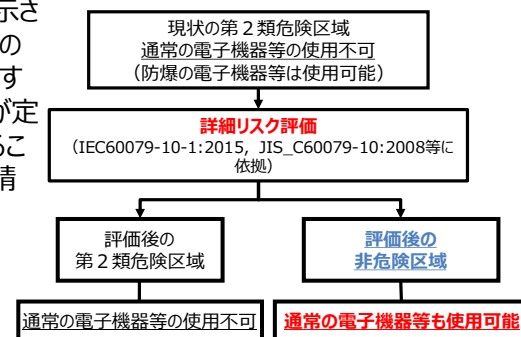
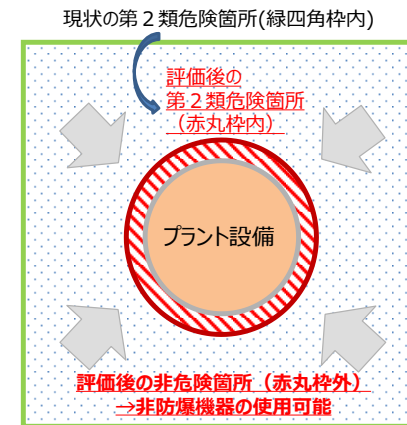
(b) ドローンが落下した場合においても、爆発性雰囲気生成する可能性があるエリアや火気の制限があるエリアに侵入しないための対策

- ・ 風況、飛行高度等に応じた危険なエリアとの離隔の想定
- ・ 風速の監視・連絡体制の確保 等

- ドローンを飛行させるエリアは、そのプラント事業者の管理下にある私有地の屋外及び屋内を対象としている。
- 掲載URL
https://www.fdma.go.jp/relocation/neuter/topics/fieldList4_16/jisyuhoan_shiryu.html

プラント内における危険区域の精緻な設定方法に関するガイドライン

- 第2類危険箇所（防爆エリア）においては、安全上通常の電子機器を使用することができない。
- プラント事業者は、防爆指針に基づき第2類危険箇所を設定するが、実態上は、プラント内設備の存する区域全体を第2類危険箇所として設定することが多い。
- 最新のIEC規格により、危険箇所の詳細な設定方法が示されている。これに従い、現状の第2類危険箇所を再評価することで、現行の防爆指針が定める保安レベルを低下させることなく、第2類危険箇所を精緻に設定する。



- 掲載URL
https://www.meti.go.jp/policy/safety_security/industrial_safety/sangyo/hipregas/hourei/guideline_.html

5.4. 用語集 (1/2)

<u>回帰モデル</u>	教師あり学習のうち、連続値を予測する問題(回帰問題)を解決するために用いるモデル。配管の肉厚予測などが該当する。
<u>学習データ</u>	AIモデルのベースとなるデータ。AIの開発においては、与えられた問題を解くために、モデルがこのデータを「学習」して内部のパラメータを調整することになる。
<u>機械学習</u>	人工知能のうち、特に計算機システムが明示的なプログラム指示に依ること無く、データのパターンを自動的に認識した結果を用いて推論・判断を行うようなシステム。深層学習も機械学習の代表例である。
<u>強化学習</u>	ある環境において行動を選択することで報酬を得るという枠組みにおいて、得られる報酬が最大になるような方策を学習する学習手法。学習データには正解を含まない。
<u>教師あり学習</u>	入力データから出力データのパターンを予測／識別する学習手法。与えられた入力データと正解となる出力データのセットを学習データとし、入力と出力の関係を学習する。教師あり学習で解く問題の代表例が「回帰」と「分類」である。
<u>教師なし学習</u>	学習データとして正解を与えずに学習を行う学習手法。学習データを特徴によってグループ分けする「クラスタリング」などが代表例。
<u>決定木(学習)</u>	決定木(意思決定の規則とその順序及び結果を木の形で表現する図)を用いて予測を行うAIモデル。
<u>シミュレータ</u>	設備や機械の動作を仮想的に再現する装置。作業員教育の他、実設備では経済・安全などの面で実施困難な操作下における設備の動きを確認する等の作業に用いられる。
<u>深層学習</u>	機械学習メソッドの一種。入力と出力の間に複数のレイヤーの人工ニューロンを配置し、学習データに基づいてそれらをつなぐことでAIモデルを構築する。
<u>セマンティックセグメンテーション</u>	Semantic Segmentation。画像処理において、図の各部分(ピクセル)がどの分類に該当するか判別するシステム。一般的に機械学習を用いる。
<u>チューニング</u>	AIモデルの精度を上げるために、ハイパーパラメータを調整すること。
<u>ハイパーパラメータ</u>	AIモデルの構築において、入力データ以外にAIの学習自体に関わる設定。モデル構築時に開発者が直接設定・調整する。学習率などが該当する。モデルが入力データから抽出する特徴量を示す「パラメータ」と区別される。
<u>ファジー・ニューラル・ネットワーク</u>	Fuzzy Neural Network。ファジィ論理を用いているAI。真理値は「度合い」を意味しており、0と1だけでなく、その間の値を取ることができる。

5.4. 用語集 (2/2)

<u>分類モデル</u>	教師あり学習のうち、離散値（カテゴリ）を判別する問題(分類問題)を解決するために用いるモデル。配管の腐食有無の診断などが該当する。
<u>プラント</u>	石油コンビナート地域を含む石油精製、化学工業（石油化学を含む）等の製造工場。
<u>プロセスデータ</u>	設備や施設を運用する中で算出されるデータ。設備の現状及び動きを明示的に示したものである。
<u>ベイジアンネットワーク</u>	Bayesian Network。変数間の関係を有向非巡回グラフを用いて表現する確率モデル。
<u>モデル</u>	= AIモデル。特定の問題を解けるように構築された、AIのプログラム。AIを用いたシステムの中で、入力データから実際に判断を行い出力を出すところに該当する。機械学習において「モデルを構築した」ということは、特定の問題を解けるように学習及びハイパーパラメータの調整を完了したことを意味する。
<u>AI</u>	Artificial Intelligence = 人工知能。人間の知的能力、またはその一部を機械的・人工的に具現する技術。または、それが含まれたシステム。機械学習は、AIの方法論の一種である。
<u>CBM</u>	Condition-based Maintenance = コンディション・ベース・メンテナンス。メンテナンスの日程をあらかじめ決められたスケジュール通り保守作業を行うのではなく、設備の状況をリアルタイムで確認しそれに基づいてメンテナンスの計画を組む仕組み。
<u>CNN</u>	Convolutional Neural Network = 畳み込みニューラルネットワーク。主に画像認識の分野で用いられる、ニューラルネットワークの一種。
<u>DCS</u>	Distributed Control System = 分散制御システム。プラントを総合的に運用・制御するシステム。プラントを構成する複数の設備の制御装置が連動されている。
<u>GUI</u>	Graphical User Interface = グラフィカルユーザーインターフェース。ユーザーがコンピューターへの入出力を視覚的に行うインターフェースのこと。ユーザーは画面上の要素(図、テキストなど)を直接操作し入力を行い(マウスでクリックするなど)、出力は画面上に視覚的に表現される。文字やテキストのみを用いるCUI・TUIと比べ、使い方が簡単かつ直感的なことが特徴。
<u>IoT</u>	Internet of Things = モノのインターネット。プラントの設備や部品など、あらゆるモノがネットワークに繋がり、お互い情報を交換し制御する仕組み。
<u>RBM</u>	Risk-based Maintenance = リスク・ベース・メンテナンス。設備における故障や老朽化のリスクを評価し、それに基づいてメンテナンス計画を組む仕組み。
<u>RNN</u>	Recurrent Neutral Network = 再帰型ニューラルネットワーク。ノード間の繋がりが循環性を持ち、時系列に従い有向グラフを形成するニューラルネットワーク。ネットワークの内部状態を記憶できるため、連続的・時間的データを扱う処理に特化している。
<u>SVM</u>	Support Vector Machine = サポートベクターマシン。教師あり学習に用いるモデルの一つであり、主に回帰・分類問題に用いられる。

5.5. 本事例集の調査方法

調査方法

- プラント保安分野でAIを導入している事業者と、AIを開発している事業者に対してアンケートを実施した。共有された関連事例から、計12事例を本事例集の対象に設定した。当該事例に関して事業者にヒアリングを実施し、「導入の効果」と「課題の解決策」を中心に構成した。



- 事例集作成:石油コンビナート等災害防止3省連絡会議（経済産業省、厚生労働省、総務省消防庁）
※調査等の委託先: 株式会社三菱総合研究所

実施期間

- アンケート実施:2020年5月 - 6月
- ヒアリング実施: 2020年6月 - 10月
- 本事例集の公表日:2020年11月17日 (火)

事例集の作成にご協力・ご支援いただいた皆様に御礼申し上げます。