

消防危第 273 号
消防特第 147 号
令和 2 年 11 月 17 日

各都道府県消防防災主管部長 } 殿
東京消防庁・各指定都市消防長 }

消防庁危険物保安室長
消防庁特殊災害室長

プラント保安分野における AI 信頼性評価ガイドライン等の送付について

プラント等における危険物施設は、使用期間の長期化傾向が見られる中、AI・IoT 等のデジタル技術の活用により、より効果的に予防保安・維持管理を実現することが重要であり、プラント事業者においても、自主保安等のために AI を導入する事例が見られているところです。

これを踏まえ、消防庁では、厚生労働省、経済産業省と共同で開催している「石油コンビナート等災害防止 3 省連絡会議」において、プラント事業者が AI を導入する際の課題解決に資するため、導入する AI の信頼性を事業者が評価するための考え方を示した「ガイドライン」及びプラントにおける AI 導入成果等をまとめた「事例集」を、別添 1 のとおり取りまとめましたのでお知らせします。

各都道府県消防防災主管部長におかれましては、貴都道府県内の市町村（消防の事務を処理する一部事務組合等を含む。）に対しても、この旨を周知されますようお願いいたします。

なお、このことについては、別添 2 のとおり、関係事業者団体に対しても通知していますので、参考としてください。

本通知は消防組織法（昭和 22 年法律第 226 号）第 37 条の規定に基づく助言として発出するものであることを申し添えます。

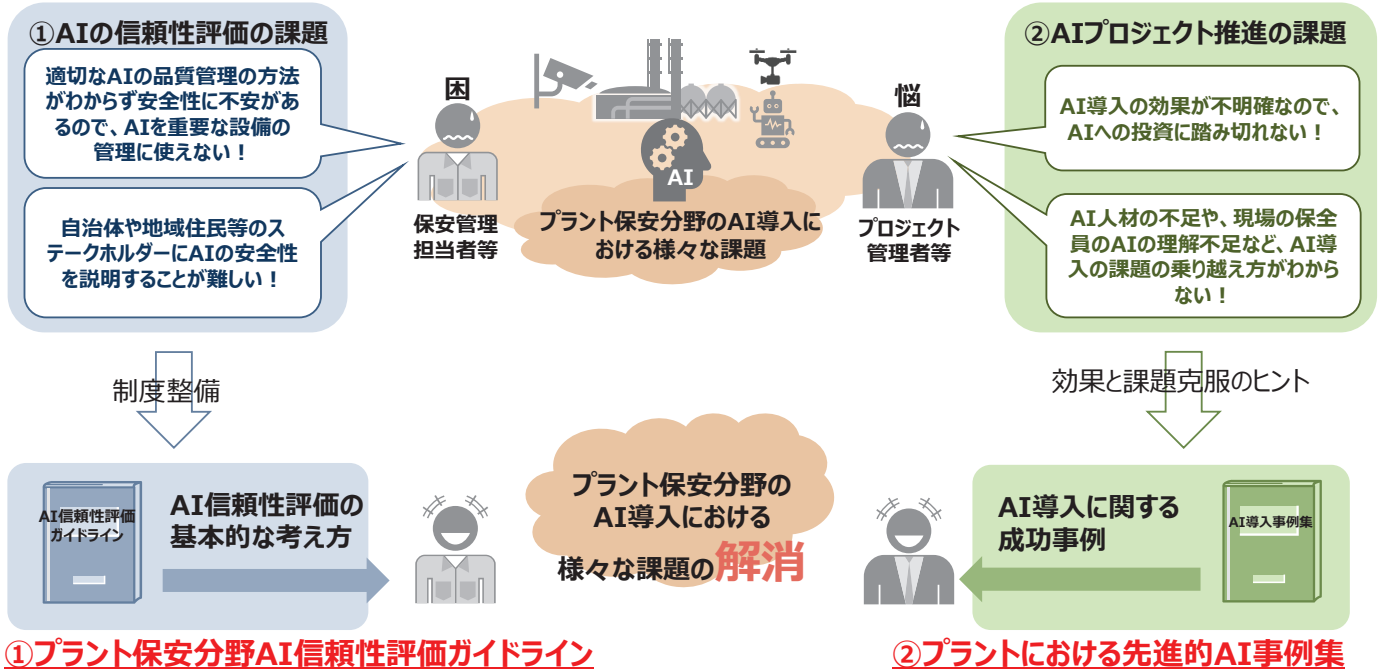
(問い合わせ先)
消防庁危険物保安室
特殊災害室
担当：勝本
TEL 03-5253-7524
FAX 03-5253-7534

プラント保安分野のAI導入促進の取り組み

- プラント保安分野でAIを導入する際に直面する課題解決を支援するために、以下2種類の文書を整備した。これにより、AIを用いたプラント保安の高度化を促進する。

①プラント保安分野AI信頼性評価ガイドライン

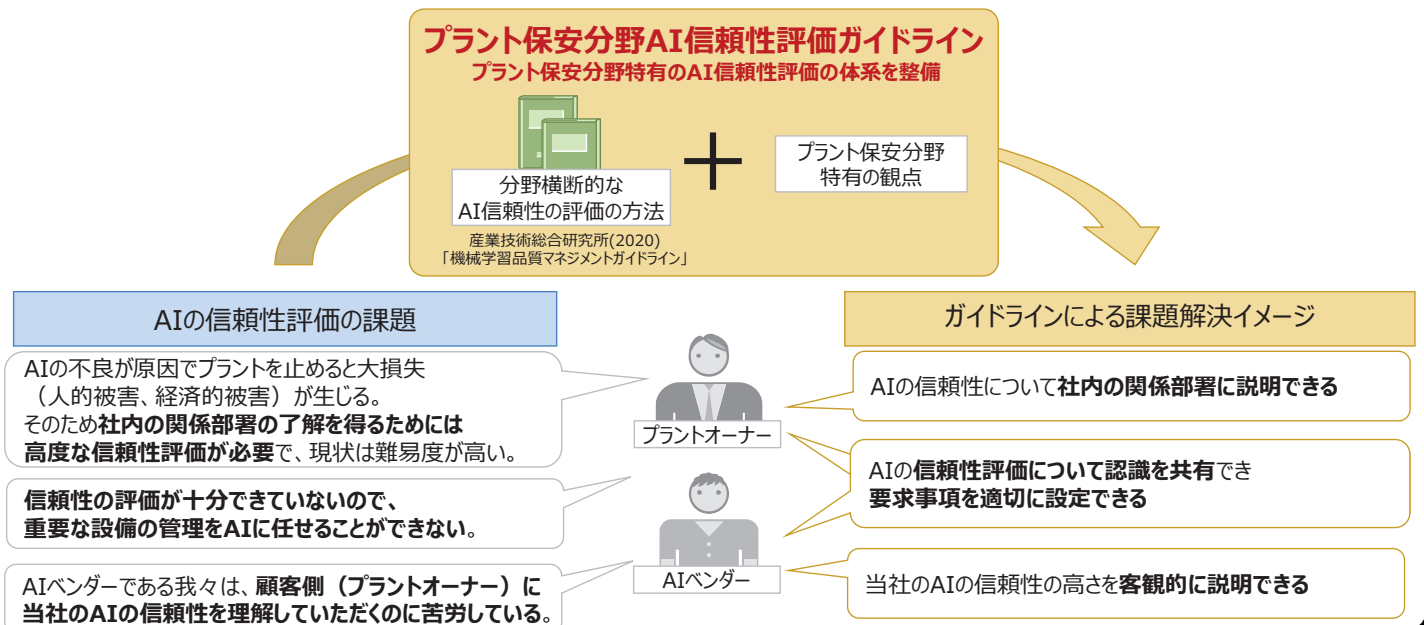
②プラントにおける先進的AI事例集



①プラント保安分野AI信頼性評価ガイドライン

プラント保安分野AI信頼性評価ガイドラインの目的

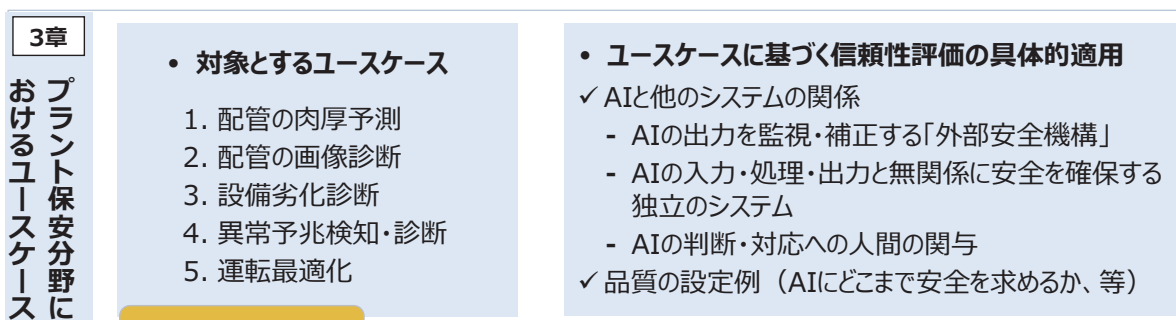
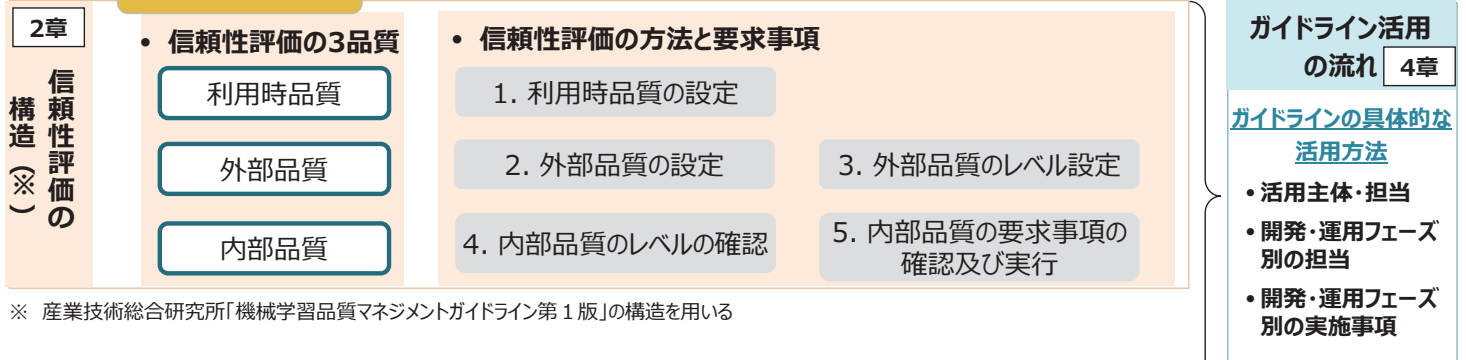
- AIは保安力・生産性を飛躍的に高める可能性を有しているが、AIが安全性や生産性向上のために期待通りの品質を果たすこと（＝信頼性）を評価する体系が整備されていなかった。特に安全性が重要視されるプラント保安分野において、導入が進まない大きな原因の1つとなっている。
- 本ガイドラインでは、信頼性の高いAIの実装を進めるため、**プラント保安分野に特化してAIの信頼性を適切に管理する方法を示す。**



プラント保安分野AI信頼性評価ガイドラインの構成

- 本ガイドラインでは、「機械学習品質マネジメントガイドライン 第1版」の信頼性評価の構造に、プラント保安分野での実例に基づいて肉付けを行っている。

ポイント①→P3 信頼性評価の3品質、評価方法、要求事項

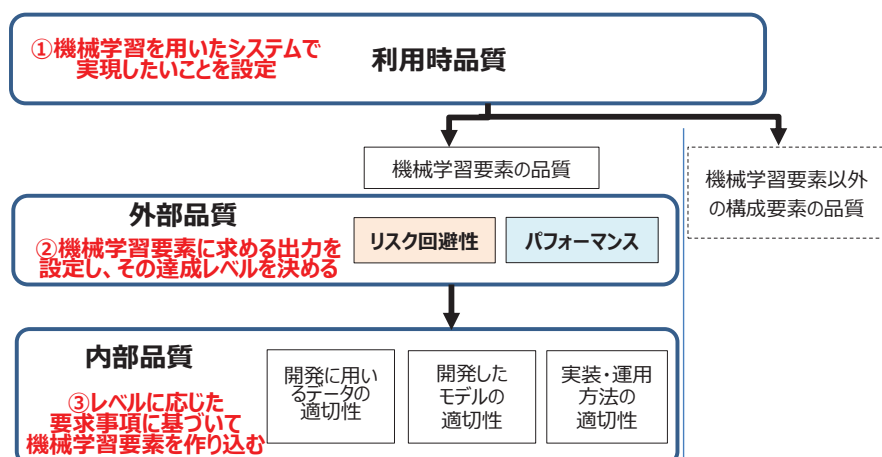


ポイント②→P4 プラント保安分野でのAI活用の実例

ポイント① 信頼性評価の構造を3品質で整理

- 機械学習の品質を3階層に分け、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が満たすべきこと
 - 「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て内部品質を作り込むことを通して、外部品質・利用時品質を実現する。

機械学習の品質の3階層



利用時品質・外部品質の「軸」

（個別のAIが最終的に達成したい品質の分類）

【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。
4つのレベルから要求の強さを決める。

【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。
3つのレベルから要求の強さを決める。

設定した「外部品質」のレベルの高低に応じて、要求される「内部品質」のレベル（レベル1、2、3）が決まる。

ポイント② ユースケースにおける具体的な適用例を整備

- プラント保安分野におけるAI活用の典型的なケースとして5つのユースケースを選定。
(配管の肉厚予測/配管の画像診断/設備劣化診断/異常予兆検知・診断/運転最適化)
- 利用時品質・外部品質の設定例や、内部品質の要求事項を満たす際のユースケース固有の観点を整理。
- 読者は、自社で検討しているケースに近いユースケースを参照し、信頼性評価の参考とする。

利用時品質・外部品質の設定(例)

	「異常予兆検知・診断」の例		「運転最適化」の例	
機能要件	・異常予兆検知時に発報する		・目的に応じた最適な操作パラメータを提示する	
利用時品質	リスク回避性 ・様々なプラントの条件下で、将来の異常の発生を正しく検知する	パフォーマンス ・発報内容の確認に運転員や点検要員の時間を多く割かなくてよい適度な発報頻度とする	リスク回避性 ・設備の安全上の許容動作スペックを超えるような運転状態をもたらさない	パフォーマンス ・生産性を向上させるパラメータを提示する
外部品質	・「異常予兆あり」の場合に、「正常」であると判定する誤判定率を限りなく小さくする	・誤検知の頻度を一定以下にする	・最適化を行う設備のパラメータ変数の範囲を、安全上の許容動作スペックに対応する範囲に制限する	・生産量を一定割合向上させるパラメータを提示する

内部品質の要求事項を満たす際のユースケース固有の観点(例)

- 「異常予兆検知・診断」の例
- 異常の検知と、それに関連する変数との間で、工学的に意味のある因果関係が不明であっても、**相関のみで活用することは妨げない。**
 - 本ケースの場合、学習データとして**異常時データを網羅することは必須としない。**一方で、**正常領域における網羅的なサンプル抽出が必要。**
- 「運転最適化」の例
- ベテランオペレータの運転を学習する際は、**偏ったケース設定となっていないか留意する。**
 - 「設備の想定スペックを超えるような操作パラメータ提示に対しては、外部安全機構及びオペレータ判断により操作に反映しない」前提の場合は、「危険な操作につながるパラメータの出力の許容水準を極限まで0に近づける」といった検討は求めない。**SIL評価等に基づき、機械学習要素と他のシステムの安全機能の分担を適切に考慮して機械学習要素への要求水準を決定する。**

②プラントにおける先進的AI事例集

プラントにおける先進的AI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①AIの導入成果、②AI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。

AIプロジェクト推進の困難

①AI導入の効果が不明確なので、AIへの投資に踏み切れない！

②AI人材不足や、現場の保全員のAIの理解不足など、AI導入の課題の乗り越え方がわからない！



プラント保安分野のAI導入における
様々な悩みの**解消**



①AIの導入効果
②課題の克服方法

先進的なAI導入成功事例 (12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
- ...

プラントにおける先進的AI事例集の構成

- 先進的なAI導入事例から、「8つの効果」と「7つの典型的課題と解決策」を抽出した。

2章：AI導入の効果

凡例： **保安水準の維持・向上** **効率性の向上**



3章：AI導入における典型的な課題の解決策

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

プラント×AIの
人材育成・体制

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

経済的利点が不明瞭

AIの信頼性不足

技術的課題

(AI開発のチェックポイント未確立、データ量が限られるなど開発難易度が高い)

高い技術水準を
担保する必要

開発における制約

掲載内容の例（効果）

- 12の事例について、「効果」に関する具体例を紹介している。

No.	企業	AI導入・検討事例
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
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ひび割れ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

効果の具体例

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。

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を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。

計画高度化

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。

凡例： **保安水準の維持・向上** **効率性の向上**

掲載内容の例（典型的課題の解決策）

- 12の事例について、「典型的課題の解決策」に関する具体例を紹介している。

No.	企業	AI導入・検討事例
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ひび割れ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

課題の解決策の例

【課題】

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。

【解決策】

- ✓ 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。
- ✓ 異常発生時の因果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に説明することを検討している。

【課題】

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。

【解決策】

- ✓ 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。

プラント保安分野 AI 信頼性評価ガイドライン

2020年11月

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

エグゼクティブサマリー(要約)

<背景>

石油・化学プラントは設備の高経年化や保安人材の不足に直面しており、保安体制の持続性が低下していく懸念がある。

一方で、IoT (Internet of Things)、ドローン、AI (人工知能) 等の新技術の実用性が高まっている。これらの新技術を適切に活用しプラントを安定的に運転することで、保安力を維持・向上できるだけでなく、製品の品質の安定化、コスト面での効率化、工期・納期の遵守などを実現できる。

特に AI については、近年の機械学習の技術発展を背景に、プラント保安分野でも AI を組み込んだ保安システムが構築されつつある。例えば、大量のセンサデータの関係性から微細な異常の予兆を検出する AI や、蒸留装置等の生産性を高める運転の最適化 AI 等、保安力と生産性を飛躍的に向上させる AI の実証が進んでいる。

<課題>

実証から実装に進むためには、AI が期待通りの品質を果たすこと (=信頼性) について適切な検証を行う必要がある。

しかし、これまで AI については信頼性評価の体系が整備されておらず、特に安全性が重要視されるプラント保安分野において導入が進まない大きな原因の 1 つとなっている。

参考：プラント保安分野における AI の信頼性評価の必要性に関する事業者のコメント

- ▶ AI の不良が原因でプラントを止めると大損失 (人的被害、経済的被害) が生じる。そのため社内の関係部署の了解を得るためには高度な信頼性評価が必要で、現状は難易度が高い。(プラントオーナー)
- ▶ 信頼性の評価が十分できていないので、重要な設備の管理を AI に任せることはできず、重要でない設備のみ AI に任せようかと思う。一方で、重要でない設備はそもそも保全する必要性が低く、検査自体が不要である可能性がある。(プラントオーナー)
- ▶ AI ベンダーである我々は、顧客側 (プラントオーナー) に当社の AI の信頼性を理解していただくのに苦労している。(AI ベンダー)

近年、AI の信頼性を含む品質確保や評価については、日本で先進的な検討が行われている。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」や AI プロダクト品質保証コンソーシアム(2020)「AI プロダクト品質保証ガイドライン」において信頼性評価の体系や留意点がとりまとめられている。しかし、これらのガイドラインは EC (電子商取引) や自動走行などを含めた分野横断的な内容であり、プラント保安分野での信頼性評価について具体的な検討はされていない。

したがって、プラント保安分野で信頼性の高い AI の実装を進めるためには、分野横断的な AI の信頼性評価の方法論を、プラント保安分野において解釈して適用する方法について整理を行う必要がある。

<ガイドラインの目的及び活用方法>

本ガイドラインは、上記の課題意識のもと、プラント保安分野に特化して AI の信頼性（プラントの安全性や生産性向上のために期待される品質を果たすこと）を適切に管理する方法を示す。

本ガイドラインを活用することで、プラントオーナー企業は、AI の高い信頼性を実現し、保安力や生産性を向上させることができる。また、AI の信頼性について社内外へ説明責任を果たしやすくなる。更に、当該システムをベンダー企業とともに開発する際に要求事項を適切に伝達し、その達成状況を円滑に確認できる。

AI を開発し納品するベンダー企業は、本ガイドラインによって十分な信頼性を持つ AI を構築するための方法が明確になるため、プラントオーナー企業に対して AI の信頼性を説明しやすくなる。また、オーナー企業との AI 開発プロセスで要求事項を適切に設定できるようになることも期待される。

<信頼性評価の構造・流れ>

基本的な考え方

- ▶ 本ガイドラインは、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 の信頼性評価を行い、必要な信頼性を確保する方策を示す。その上で、プラント保安分野の AI 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す。
- ▶ なお、本ガイドラインは AI の中でも、近年に実用化が進んでいる機械学習の信頼性評価を対象としている。

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（→2）。

「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（→2.1.1）。

「外部品質」：「利用時品質」を満たすために機械学習要素が満たすべきこと（→2.1.2）。「リスク回避性」「パフォーマンス」の2種類に分類する。

- ▶ 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（→2.1.3(1)）。
- ▶ 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（→2.1.3(2)）。

「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。次の3種類について、8つの内部品質を定める（→2.1.4）。

- 開発に用いるデータの適切性（データの量、種類など）
- 開発したモデルの適切性（テストの際の機械学習の精度など）
- 実装・運用方法の適切性（機械学習の精度の維持の方法など）

信頼性評価の基本的な手順は次の通り（図1）。

- ① 「利用時品質」を設定する（→2.2.1）。
- ② 「利用時品質」実現のために必要な「外部品質」を設定し、「リスク回避性」「パフォーマンス」の分類ごとに「外部品質」の達成レベル（要求の強さ）を決める。ガイドラインに記載の手順に従って、リスク回避性はレベル0、0.1、0.2、1の4段階、パフォーマンスはレベル0、1、2の3段階から数値で設定する。（→2.2.2、2.2.3）。
- ③ 設定した「外部品質」のレベルの高低に応じて、要求される「内部品質」のレベル（レベル1、2、3）が決まる。（例えば、学習データの種類・量に関する内部品質は、レベルが高いほど多種・多量のデータを確実に集めることが求められる）。それによって機械学習要素の開発等を行う（→2.2.4、2.2.5）。

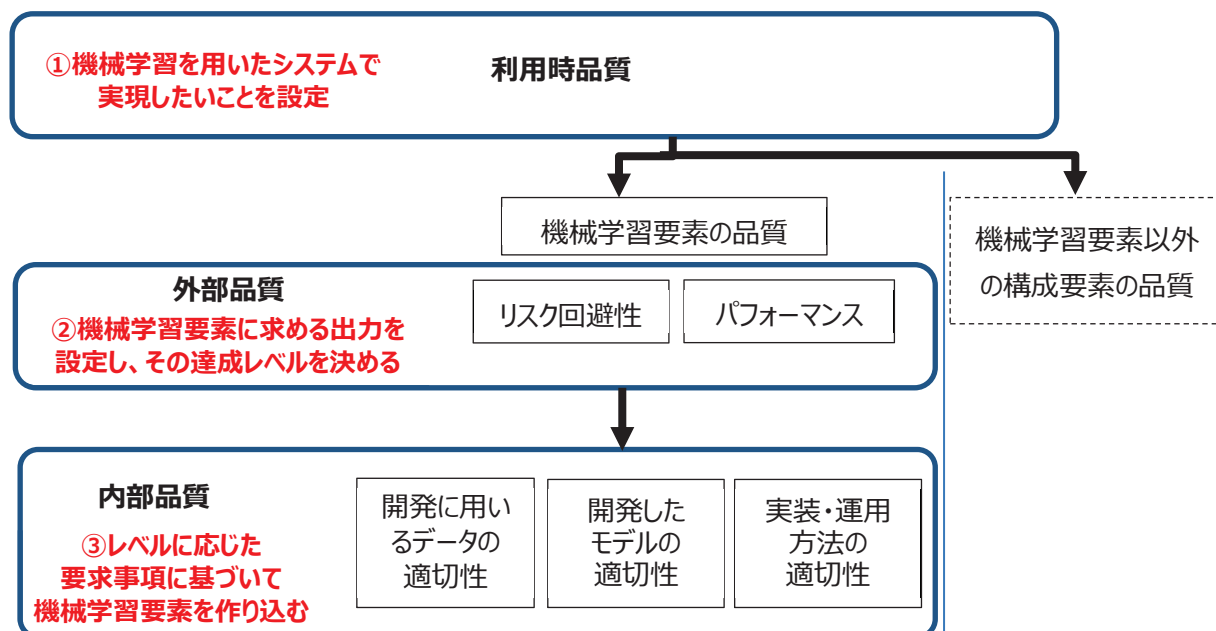


図1 信頼性評価の手順

プラント保安分野のユースケースの一例として本ガイドラインでとりあげている（→ 3.3.4）「異常予兆検知・診断」（多数のセンサデータを機械学習要素が解析して数十分～数日後に顕在化する運転中の異常の兆候を検知する機械学習）を例にとると、以下の流れで信頼性を確保することとなる（図2）。

- ① 本ケースで実現したいことを言語化し、「利用時品質」を具体的に設定する。
- ② 設定した「利用時品質」に対応する機械学習要素の「外部品質」を具体化し、ガイドラインに記載の手順に従って「リスク回避性」「パフォーマンス」の達成レベルを決める。図2の例では、仮にリスク回避性はレベル0.1、パフォーマンスはレベル1としている。
- ③ リスク回避性のレベル0.1、パフォーマンスのレベル1には、「内部品質」のレベル1が該当する。レベル1の要求事項と、これを実行する上での留意点を確認し、機械学習要素の開発を行う。

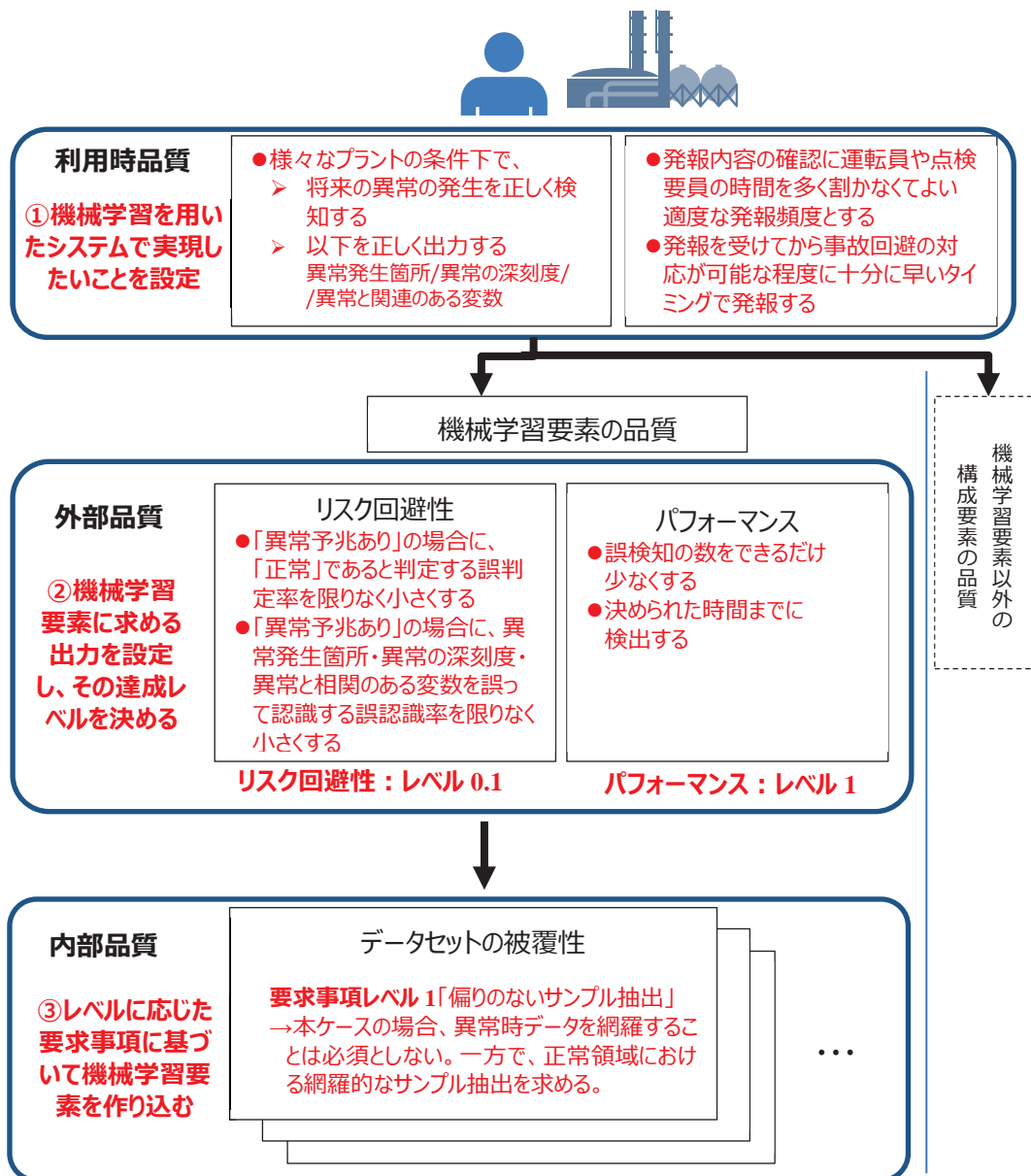


図 2 信頼性評価の流れ（「異常予兆検知・診断」を例に）

<プラント保安分野特有の内容>

本ガイドラインでは、上記で紹介した「異常予兆検知・診断」のほか、「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」をユースケースとして、ガイドラインの適用方法を示している。具体的には、利用時品質・外部品質の項目の例と、内部品質の要求事項を実行する上での留意点を示している(→3)。

自社で開発している機械学習要素に近いユースケースがある場合は、ガイドラインの例を参考にすることを想定している。近いユースケースがない場合でも、信頼性評価の構

造・流れはそのまま適用できる。自社のケースに応じて利用時品質・外部品質の項目やレベルを検討することが期待される。

さらに、プラントシステム担当者、品質保証担当者、保全員等の担当者ごとにガイドラインをどのように活用すれば良いのかについて、具体的な流れに即して示している（→ 4）

加えて、ガイドラインに記載している実施事項をもれなく実施するために、個々の実施事項の検討結果を記録するフォーマットも公開している¹。フォーマットに従って実施事項を記録することで、ガイドラインを適用したエビデンス（証拠）を残すことができ、社内等への説明に活用することができる。

¹https://www.fdma.go.jp/relocation/neuter/topics/fieldList4_16/jisyuhoan_shiryō.html

目次

エグゼクティブサマリー（要約）

1. はじめに	1
1.1 ガイドラインの目的及び活用方法.....	1
1.1.1 ガイドライン策定の目的.....	1
1.1.2 本ガイドラインの活用効果.....	2
1.1.3 本ガイドラインの策定経緯.....	3
1.2 他のガイドラインとの関係.....	4
1.2.1 AIの品質に係る既存のガイドライン.....	4
1.2.2 本ガイドラインの位置づけ.....	4
1.3 適用範囲.....	6
1.4 本ガイドラインの構成及び読み方.....	6
1.5 用語.....	9
1.6（参考）「プラントにおける先進的 AI 事例集」について.....	14
2. プラント保安分野における機械学習の信頼性評価の構造	16
2.1 信頼性評価の3品質.....	17
2.1.1 利用時品質.....	17
2.1.2 外部品質.....	17
2.1.3 利用時品質・外部品質の軸.....	18
2.1.4 内部品質.....	20
2.2 信頼性評価の方法と要求事項.....	27
2.2.1 利用時品質の設定.....	27
2.2.2 外部品質の設定.....	28
2.2.3 外部品質のレベル設定.....	29
2.2.4 内部品質のレベルの確認.....	37
2.2.5 内部品質の要求事項の確認および実行.....	37
3. プラント保安分野における機械学習のユースケース	40
3.1 本ガイドラインにおけるユースケースの位置づけ.....	40
3.2 対象とするユースケース.....	40
3.3 ユースケースに基づく信頼性評価の具体的適用.....	41
3.3.1 配管の肉厚予測.....	43
3.3.2 配管の画像診断.....	50
3.3.3 設備劣化診断.....	58
3.3.4 異常予兆検知・診断.....	65
3.3.5 運転最適化.....	73
4. ガイドラインの活用の流れ	82

4.1 ガイドラインの活用の主体.....	82
4.2 ガイドラインの適用の流れ.....	86
4.2.1 担当別・フェーズ別の実施項目	86
4.2.2 実施項目・実施内容の全体像	90
4.2.3 フェーズ別の実施項目・実施内容	94

附録 内部品質確保のための「プラント保安分野での観点」チェックリスト	
別紙 プラントにおける AI の信頼性評価に関する検討会 委員等名簿	

目次

図 1-1	本ガイドラインと産業技術総合研究所ガイドラインの関係.....	5
図 1-2	プラント保安分野における AI 導入の課題の分類と「プラントにおける先進的 AI 事例集」の位置づけ	15
図 2-1	機械学習利用システムの階層的な品質確保	16
図 2-2	内部品質の 8 つの軸及びその関係性	22
図 2-3	信頼性評価における 3 段階の品質の関係	27
図 2-4	利用時品質の設定イメージ（異常予兆検知・診断システムの例）	28
図 2-5	外部品質の設定イメージ（異常予兆検知・診断システムの例）	29
図 2-6	リスク回避性のレベル(AISL)の設定フロー	30
図 2-7	機械学習要素の出力・判断に対する人間の関与.....	35
図 2-8	「機械学習品質マネジメントガイドライン 第1版」と本ガイドラインの AIPL の考え方	37
図 2-9	外部品質の AISL/AIPL と内部品質の要求レベルの対応.....	37
図 3-1	プラントにおける事故等の進展とユースケースの関係.....	41
図 3-2	ユースケース「配管の肉厚予測」の導入イメージ（例）	44
図 3-3	ユースケース「配管の肉厚予測」における 機械学習要素と他のシステムの関係（例）	45
図 3-4	階層的な品質確保における利用時品質・外部品質項目設定の位置づけ	46
図 3-5	階層的な品質確保における「ユースケース固有の観点」の位置づけ	49
図 3-6	ユースケース「配管の画像診断」の導入イメージ（例）	52
図 3-7	ユースケース「配管の画像診断」における 機械学習要素と他のシステムの関係（例）	53
図 3-8	階層的な品質確保における利用時品質・外部品質項目設定の位置づけ	54
図 3-9	階層的な品質確保における「ユースケース固有の観点」の位置づけ	57
図 3-10	ユースケース「設備劣化診断」の導入イメージ（例）	59
図 3-11	ユースケース「設備劣化診断」における 機械学習要素と他のシステムの関係（例）	60
図 3-12	階層的な品質確保における利用時品質・外部品質項目設定の位置づけ	61
図 3-13	階層的な品質確保における「ユースケース固有の観点」の位置づけ	64
図 3-14	ユースケース「異常予兆検知・診断」の導入イメージ（例）	66
図 3-15	ユースケース「異常予兆検知・診断」における 機械学習要素と他のシステムの関係（例）	67
図 3-16	階層的な品質確保における利用時品質・外部品質項目設定の位置づけ	68
図 3-17	階層的な品質確保における「ユースケース固有の観点」の位置づけ	72
図 3-18	ユースケース「運転最適化」の導入イメージ（例）	75
図 3-19	ユースケース「運転最適化」における 機械学習要素と他のシステムの関係（例）	76
図 3-20	階層的な品質確保における利用時品質・外部品質項目設定の位置づけ	78
図 3-21	階層的な品質確保における「ユースケース固有の観点」の位置づけ	81
図 4-1	フェーズ間で反復のあるシステム構築・運用のスタイル.....	89

図 4-2	ステップ 1 「システムの目的の設定」の実施イメージ.....	96
図 4-3	ステップ 2 「システムの機能要件・利用時品質の設定」の実施イメージ.....	97
図 4-4	ステップ 3 「外部品質の設定」の実施イメージ.....	99
図 4-5	ステップ 4 「外部品質のレベルに係る機械学習利用システムと 安全関連系全体の整理」の実施イメージ.....	100
図 4-6	ステップ 5 「外部品質のレベル設定」の実施イメージ.....	101
図 4-7	ステップ 6 「内部品質のレベル設定」の実施イメージ.....	103
図 4-8	ステップ 7 「機械学習要素の設計・開発」の実施イメージ.....	104
図 4-9	ステップ 8 「機械学習要素以外の構成要素（外部安全機構等）の開発」の実施イメージ.....	105
図 4-10	ステップ 9 「テスト（外部品質の評価）」の実施イメージ.....	107
図 4-11	ステップ 10 「検収」の実施イメージ.....	108
図 4-12	ステップ 11 「利用時品質の確認」の実施イメージ.....	110
図 4-13	ステップ 12 「外部品質の確認」の実施イメージ.....	111
図 4-14	ステップ 13 「内部品質の確認」の実施イメージ.....	112
図 4-15	ステップ 14 「システムの更新」の実施イメージ.....	113

表目次

表 1-1	AIの「信頼性」に関するプラント保安に関わる事業者の問題意識	2
表 1-2	関心事項に応じたガイドラインの参照箇所	8
表 2-1	「リスク回避性」の簡易評価の基準（AISL表）	33
表 2-2	本ガイドラインにおける強度基準と既存の基準・分類との関係	34
表 2-3	「パフォーマンス」のレベル設定・評価基準（AIPL）	36
表 3-1	ユースケースの概要	40
表 3-2	「配管の肉厚予測」の機械学習要素の構成（例）	45
表 3-3	ユースケース「配管の肉厚予測」の利用時品質・外部品質の項目例	46
表 3-4	「配管の肉厚予測」に係る「ユースケース固有の観点」	48
表 3-5	「配管の画像診断」の機械学習要素の構成（例）	53
表 3-6	ユースケース「配管の画像診断」の利用時品質・外部品質の項目例	54
表 3-7	「配管の画像診断」に係る「ユースケース固有の観点」	56
表 3-8	「設備劣化診断」の機械学習要素の構成（例）	60
表 3-9	ユースケース「設備劣化診断」の利用時品質・外部品質の項目例	61
表 3-10	「設備劣化診断」に係る「ユースケース固有の観点」	63
表 3-11	「異常予兆検知・診断」の機械学習要素の構成（例）	67
表 3-12	ユースケース「異常予兆検知・診断」の利用時品質・外部品質の項目例	68
表 3-13	「異常予兆検知・診断」に係る「ユースケース固有の観点」	71
表 3-14	「運転最適化」の機械学習要素の構成（例）	77
表 3-15	ユースケース「運転最適化」の利用時品質・外部品質の項目例	77
表 3-16	「運転最適化」に係る「ユースケース固有の観点」	79
表 4-1	機械学習利用システムの開発プロジェクトの担当	83
表 4-2	機械学習利用システムの開発プロジェクトにおける役割別の所属企業の例	84
表 4-3	各担当のガイドラインの活用場面と確認すべき品質	85
表 4-4	機械学習利用システム構築・運用のフェーズ・担当別の実施項目	87
表 4-5	機械学習利用システムの構築・運用におけるフェーズ別の実施項目	88
表 4-6	プラント保安分野における機械学習の信頼性評価 実施項目・内容リスト	91
表 4-7	PoC 終了段階で目処をつけることが望ましい項目	94
表 4-8	フェーズ「要求・要件定義」の実施事項	95
表 4-9	フェーズ「設計」の実施事項	98
表 4-10	フェーズ「実装」の実施事項	102
表 4-11	フェーズ「テスト・検収」の実施事項	106
表 4-12	フェーズ「運用」の実施事項	109

1. はじめに

1.1 ガイドラインの目的及び活用方法

1.1.1 ガイドライン策定の目的

AI の産業への応用の可能性と障害について、産業技術総合研究所「機械学習品質マネジメントガイドライン 第1版」では次のように記している。

「人工知能 (AI)、とりわけ機械学習技術は、製造業、自動運転、ロボット、ヘルスケア、金融、小売などの幅広い応用分野で有効性が確認され、社会実装が本格化する兆しを見せている。その一方、AI を利用した製品・サービスの品質を測定し説明する技術の不足に起因し、万が一の事故の際に原因が特定できず、また投資に見合う AI システムの優位性を説明できず、結果として、社会的な受容性を得るための制度設計の遅れや、AI 開発ビジネス拡大への大きな障害となっている。」²

特にプラント保安分野では、「①AI が支援・代替する機能が保安（安全を守る防護機能）である」、「②多様なステークホルダーへの説明責任を負っている」という特徴があるため、AI の信頼性を説明する技術の不足の課題が顕著である。

①については、保安機能はこれまで人間や既存のシステム・ソフトウェアが担っており、適切に動作して必要な機能を発揮するための信頼性を確保・評価するための体系³が蓄積されている。それによって、保安機能は、公共や労働者の安全を確保してきた。この保安機能に、新たに AI を保安機能の支援や代替として組み込むためには、AI の動作の信頼性を確保・評価するための確立した方法論が求められることとなる。こうした方法論がなければ、安全確保の根拠が不明瞭なまま AI が保安機能に組み込まれ、安全が損なわれることになってしまう。

②については、プラントオーナー企業は、まず、社内で環境安全部門や経営層を含めて AI の蓋然的な効果や安全面でのリスクに関して適切な認識を持ち、AI の導入に合意する必要がある。加えて、社外の地域住民や規制当局等に保安活動の説明を行う必要がある。これら際には適正なプロセスで AI の開発・実装・運用等を行っているエビデンス（証拠）を示し、合意形成を行うことが求められる。

プラント保安に関わる事業者が抱えている、AI の「信頼性」に関する問題意識を表 1-1 に示す。

² 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」

³ 法令で定める保安確保手段や、機能安全やソフトウェア品質に係る国際規格等。

表 1-1 AIの「信頼性」に関するプラント保安に関わる事業者の問題意識⁴

- 【①関連】信頼性の評価が十分できていないので、重要な設備の管理をAIに任せ
ることはできず、重要でない設備のみAIに任せようかと思う。一方で、重要でない
設備はそもそも保全する必要性が低く、検査自体が不要である可能性がある。
(プラントオーナー)
- 【①②関連】AIの不良が原因でプラントを止めると大損失(人的被害、経済的被害)
が生じる。そのため社内の関係部署の了解を得るためには高度な信頼性評価が
必要で、現状は難易度が高い。(プラントオーナー)
- 【②関連】スーパー認定では、保安の手段の妥当性を自分で当局等に説明する必要
がある。そのため、KHKS⁵から外れた保安検査をする場合、社内で「AIを使って
よい」と決裁が取れるまでに非常に長い時間がかかる。(プラントオーナー)
- 【②関連】AIベンダーである我々は、顧客側(プラントオーナー)に当社のAIの
信頼性を理解していただくのに苦労している。信頼性の評価についてガイドライ
ンができれば、顧客側がそれを参照して納得頂けることになると考えられる。(AI
ベンダー)

このように、プラント保安分野の文脈では、AIの信頼性を評価する体系化された方法論
が特に必要とされている(=本ガイドラインの課題)。この課題を解決するため、本ガイド
ラインでは、AIの中で実用化が進みつつある「機械学習」の信頼性の評価について、プラ
ント保安分野に特化して考え方を示すことを目的としている。

1.1.2 本ガイドラインの活用効果

本ガイドラインは、主な読者として、機械学習技術を利用したシステム(以下、「機械学
習利用システム」という)をプラントに導入するプラントオーナー企業と、機械学習利用シ
ステムを開発し納品するベンダー企業を想定している。それぞれの立場において想定され
る活用効果を以下に示す。

なお、本ガイドライン4章では、機械学習利用システムの構築・運用プロセスに沿って、
関係するステークホルダー別にガイドラインの活用場面・参照箇所を詳述している。

(1) プラントオーナー企業の活用効果

本ガイドラインが提示する信頼性評価の方法に則ることで、保安システム内の機械学習
技術を用いて構築したソフトウェア要素(以下「機械学習要素」という)に対して、適切な
安全性・生産性の要求水準を設定し、その実現のために特定の要求事項を満たすこととなる。
このプロセスを経ることで、機械学習要素の高い信頼性を実現し、保安力や生産性を向上さ

⁴ ガイドライン策定にあたり実施したインタビュー調査による。

⁵ 高圧ガス保安協会が策定した保安検査基準。「保安検査の方法を定める告示」(平成17年3月30日経
済産業省告示第84号)において、保安検査の方法として指定されている。ただし、「特定認定事業者
(スーパー認定事業所)」の場合、損傷、変形及び異常の発生状況等を確認するために十分な方法である
こと等を事業者が判断すれば、この保安検査基準によらず事業者が自由に設定した方法で検査することが
認められている。

せることができる。

さらに、本書に則った機械学習要素の構築・運用を行ったエビデンス（証拠）を示すことで、安全性等について社内外へ説明責任を果たしやすくなる。また、保安システムをベンダー企業とともに開発する際に、要求事項を適切に伝達し、その達成状況を円滑に確認することができる。

(2) ベンダー企業の活用効果

ベンダー企業は、プラントオーナー企業との機械学習の開発・運用に関する共通言語として本ガイドラインを用いることが出来る。具体的には、プラントオーナー企業が機械学習要素に求める多種多様な要求水準を、本ガイドラインが設定しているレベルに変換して受け取ることができる。更に、機械学習要素の開発に際しては、レベルに対応して本書が設けている要求事項を実施すればよく、実施事項の妥当性をプラントオーナー企業に説明する煩雑さを省略することができる。

これにより、プラントオーナー企業から機械学習要素の信頼性について理解を得やすくなる。また、適切な信頼性評価を行っていないサービスとの差別化を行うことができる。

1.1.3 本ガイドラインの策定経緯

2020年4月から11月にプラント保安分野の事業者、安全や人工知能の専門家等による「プラントにおけるAI信頼性評価に関する検討会⁶」を開催した。検討会ではプラント保安分野における機械学習活用の状況や、それを踏まえた信頼性評価の方法等について検討を行い、本ガイドラインはその結果を踏まえて策定するものである。

今後、本ガイドラインの活用状況や、プラント保安分野の技術の進展、AIおよびその品質確保・評価技術の進展等を踏まえて、ガイドラインを継続的に見直していく。

⁶ 検討会の委員等の構成は、本ガイドラインの別紙を参照。

1.2 他のガイドラインとの関係

1.2.1 AIの品質に係る既存のガイドライン

機械学習の信頼性を含む品質確保や評価については、世界的にも確立した体系が存在していないが、日本において先進的な検討が行われている。本ガイドラインの策定にあたっては、主に以下のガイドラインを参考としている。

(1) 産業技術総合研究所「機械学習品質マネジメントガイドライン 第1版」

産業技術総合研究所「機械学習品質マネジメントガイドライン 第1版」は、機械学習利用システムについて、「サービス提供で求められる品質要求を充足するための必要な取り組みや検査項目を体系的にまとめたもの」⁷である。機械学習利用システムの品質を「利用時品質」「外部品質」「内部品質」の3段階⁸に分け、「機械学習要素の『内部品質』の向上により『外部品質』を必要なレベルで達成し、最終的な製品の『利用時品質』を実現する」⁷ものと整理している。機械学習要素に対する品質要求（外部品質）を「リスク回避性」「AIパフォーマンス」「公平性」の3つの軸に区分⁸し、それぞれについて要求の強さに応じたレベルを設定している。また、品質要求のレベルに応じた機械学習要素を開発する際に実施すべき、開発プロセスやデータに関する要求事項を整理している。

「機械学習品質マネジメントガイドライン 第1版」は、特定の産業を想定しない汎用的な内容であり、今後、特定分野への応用にあたっては、産業分野別のリファレンスの策定を求める予定になっている。

(2) AIプロダクト品質保証コンソーシアム「AIプロダクト品質保証ガイドライン 2020.08版」

「AIプロダクト品質保証ガイドライン 2020.08版」は、民間企業や大学、研究機関等の個人・組織からなる「AIプロダクト品質保証コンソーシアム」により策定された、「AIプロダクトの品質保証に対する共通の指針」⁹である。AIプロダクトの品質保証の枠組みとして、Data Integrity、Model Robustness、System Quality、Process Agility、Customer Expectationの5つの軸を提示し、それぞれの軸で考慮すべき事項をチェックリスト形式で整理している。また、品質保証に有用な技術カタログの整理や、ドメイン個別のガイドラインの例示を行っている。例示されているドメインには、コンテンツ生成系システム、スマートスピーカー、産業用プロセス、自動運転、AI-OCRの5つがある。

1.2.2 本ガイドラインの位置づけ

本ガイドラインは、「機械学習品質マネジメントガイドライン 第1版」の体系を用いて

⁷ 産業技術総合研究所「機械学習品質マネジメントガイドラインを公開」、

https://www.aist.go.jp/aist_j/press_release/pr2020/pr20200630_2/pr20200630_2.html、2020年9月18日アクセス

⁸ 詳細は2章を参照。

⁹ AIプロダクト品質保証コンソーシアム「AIプロダクト品質保証ガイドライン 2020.08版」

おり、プラント保安分野への適用方法を示したリファレンスとして位置づけられる。図 1-1 に「機械学習品質マネジメントガイドライン 第1版」との関係を示す。

本ガイドラインは、「機械学習品質マネジメントガイドライン 第1版」の信頼性評価の構造を用いている。具体的には、「利用時品質」「外部品質」「内部品質」の3段階や、外部品質の2つの軸およびレベル、内部品質の8つの軸および要求事項で同様の構造をしている（図 1-1 の左半分）。

更に、この信頼性評価の構造に、プラント保安分野での実例に基づいて肉付けを行っている。具体的には、利用時品質・外部品質の具体的な項目例や、システム全体の安全機能を踏まえたレベルの設定手順、要求事項を実現するための具体的な観点を示している（図 1-1 の右半分）。

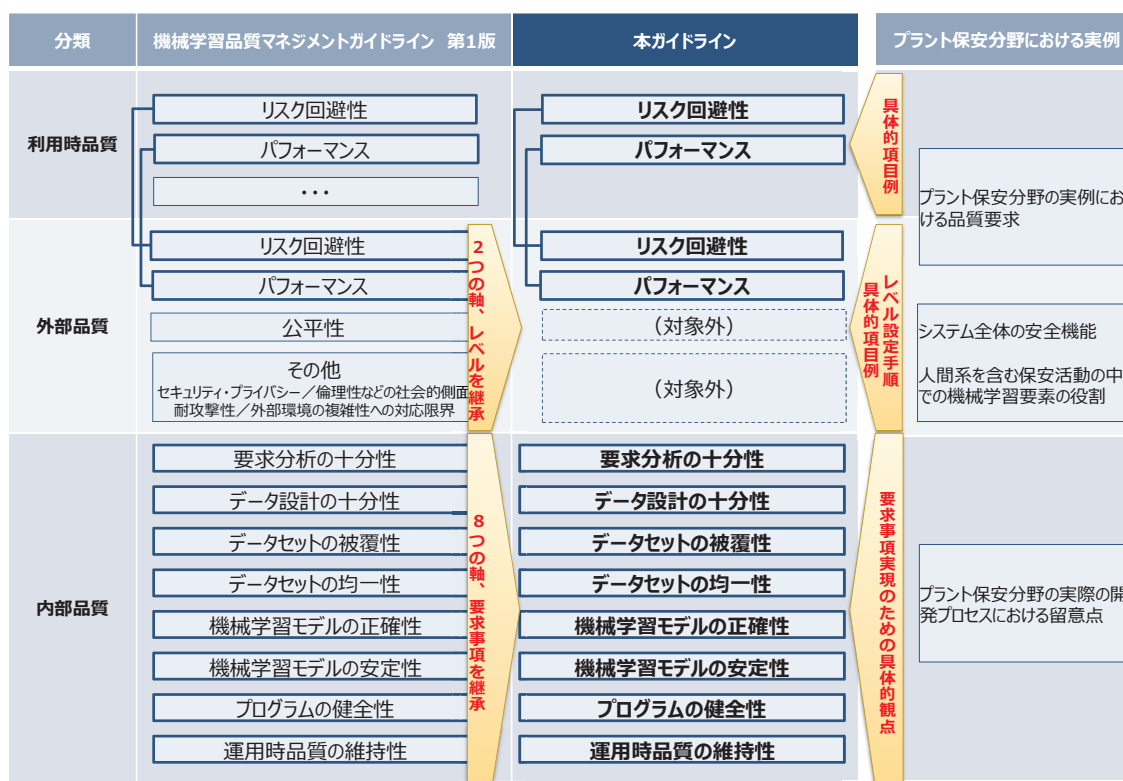


図 1-1 本ガイドラインと産業技術総合研究所ガイドラインの関係

また、「AI プロダクト品質保証ガイドライン 2020.08 版」の7章で、について、プラント制御に機械学習要素を適用することを題材とした「産業用プロセス」ドメインの品質保証が扱われている。ここで挙げられている留意事項について、「要求事項実現のための具体的観点」として追加している（2.1.4 に詳述）。

1.3 適用範囲

本ガイドラインは、機械学習要素の信頼性を扱い¹⁰、プラント保安分野に機械学習を適用する場合に、信頼性の観点から、機能安全など従来からのプラント保安の信頼性確保の取組に追加して検討すべき事項をまとめたものである¹¹。

例えば、本ガイドラインで扱う「リスク」とは、機械学習要素の誤判断に起因する危険・災害である。ハードウェアの信頼性・危険側故障は本ガイドラインでは取り扱っておらず、処理を実行するハードウェアの故障に起因する危険・災害は対象になっていない。また、機械学習要素以外のソフトウェアの信頼性や、プラントの保安を担う人員の業務（手順、マニュアル等）も本ガイドラインでは取り扱っていない。

すなわち、本ガイドラインに基づく検討をもって、機械学習要素を含むシステム全体、ひいてはプラント全体の安全や性能が実現されるものではない。

加えて、法令上・倫理上の問題、第三者のプライバシー、社会的受容の確保、サイバーセキュリティといった、新技術・データ活用において一般的に課題とされている事項についても、本ガイドラインでは対象とせず、別途検討すべき事項とする。

なお、本ガイドラインは法令の規定を緩和したりその解釈を示したりするものではなく、法定検査に機械学習要素を活用する場合は法定義務を遵守する必要がある。

導入する機械学習要素の構築プロセスが本ガイドラインに適合しているかについてプラントオーナー企業が規制当局に説明する際には、プラントオーナー企業が説明責任を負う。

1.4 本ガイドラインの構成及び読み方

本ガイドラインは以下の構成となっている。

2章では、「プラント保安分野における機械学習の信頼性評価の構造」として、本ガイドラインの階層的な信頼性評価の方法を示す。読者は、適切な信頼性評価のためには、本章に則った機械学習要素の構築・運用が求められる。

2.1節では「信頼性評価の3品質」として、信頼性評価の3階層（「利用時品質」「外部品質」「内部品質」）のそれぞれの意味を、プラント保安分野における解釈も含めて示す。

2.2節では「信頼性評価の方法と要求事項」として、3段階の品質に基づいて信頼性評価を実施する方法と評価基準を示す。

3章では「プラント保安分野における機械学習のユースケース」として、プラント保安分野の典型的なユースケースに基づいて具体的な信頼性評価の例を示す。本章は、読者が2章の内容を実践する際に参照することを想定しており、読者が構築・運用する機械学習要素に

¹⁰ 機能安全規格では、「JIS C 0508-3:2014 電気・電子・プログラマブル電子安全関連系の機能安全—第3部：ソフトウェア要求事項」の対象に該当する。

¹¹ プロセス産業分野の安全計装システム（機能安全）についての国際規格として、IEC 61511-1(JIS C 0511-1)がある。ここでは、ソフトウェアを、「3.2.75.1 FPL(fixed program language: 固定プログラム言語)」、「3.2.75.2 LVL(Limited variability language: 制約可変言語)」、「3.2.75.3 FVL(Full variability language: 完全可変言語)」のいずれかにより実現されるものと分類している。この中で、機械学習要素はFVLにより実装される要素として考えるべきである。FVLについては、IEC 61508-3:2010(JIS C 0508-3:2014)により取り扱うものとされているため、本ガイドラインの対象とする「プラント保安分野の機械学習要素の信頼性」は、脚注10の通り、IEC 61508-3:2010(JIS C 0508-3:2014)の対象に該当するものと考えられる。

合わせて適用することが期待される。

4章では「ガイドラインの活用の流れ」として、機械学習利用システムの構築・運用の流れに従って信頼性評価の実施項目を整理し、フェーズ別・関与する主体別に、本ガイドラインの活用方法例を示す。本章は、読者が2章の内容を実践する際に参照することを想定しており、読者のプロジェクトの状況に合わせて柔軟に活用することが期待される。

加えて、附録として、3段階の品質のうち「内部品質」に対する要求事項と、要求事項をプラント保安分野で実行するための留意点を整理し、チェックリストとして提示する。

なお、ガイドラインに記載している実施事項をもれなく実施するために、個々の実施事項の検討結果を記録するフォーマットも公開している¹²。フォーマットに従って実施事項を記録することで、ガイドラインを適用したエビデンス（証拠）を残すことができ、社内外での説明等に活用することができる。

本ガイドラインは、1章から順に読むことで、信頼性評価の方法と適用例、実施項目が理解できるよう構成しているが、読者の関心に応じて特定の章・節から読むことも想定している。関心事項に応じたガイドラインの参照箇所は次の表の通りである。

¹² https://www.fdma.go.jp/relocation/neuter/topics/fieldList4_16/jisyuhoan_shiryō.html

表 1-2 関心事項に応じたガイドラインの参照箇所

関心事項	ガイドラインの参照箇所
ガイドラインのどの部分を誰(品質保証担当、プラントシステム担当、機械学習開発・設計担当等)が理解すればいいのか把握したい	4.1 節
ガイドラインを誰がどのように使うのかを把握したい	4.2 節
自社で検討している AI に近い信頼性評価の検討例を把握したい	3.1 節・3.2 節でユースケースの位置づけ・一覧を確認、ユースケースを選定 →3.3 節のうち該当するユースケースを参照 3.3.1: 配管の肉厚予測 3.3.2: 配管の画像診断 3.3.3: 設備劣化診断 3.3.4: 異常予兆検知・診断 3.3.5: 運転最適化
信頼性評価の 3 つの品質(利用時品質、外部品質、内部品質)の意味を理解したい	2.1 節
信頼性評価の 3 つの品質に基づく、具体的な信頼性評価の方法を理解したい	2.2 節
内部品質の具体的な要求事項・観点を確認したい	附録
用語の定義を確認したい	1.5 節
ガイドラインの適用状況を記録したい	実施内容記録フォーマット

1.5 用語

本ガイドラインに使用する用語を以下のように定義する。

(1) 機械学習

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。¹³

(2) 機械学習要素

機械学習技術を応用して実装されたソフトウェアコンポーネント。¹³プラント保安分野においては、例えばプロセスデータから異常の予兆を検知するソフトウェアや、配管の画像から腐食の程度を判定するソフトウェアなどを指す。

本ガイドラインは、機械学習要素の品質のみを対象としている。

(3) 機械学習利用システム

機械学習要素をコンポーネントとして内包するシステム。¹⁴プラント保安分野においては、例えば機械学習を活用した異常予兆検知・診断システムや、機械学習による運転最適化機能を組み込んだ制御システム、ドローンで撮影した配管の画像から腐食の程度を判定し可視化するシステムなどを指す。

本ガイドラインでは、機械学習利用システムに内包される、機械学習要素以外の要素（ソフトウェア／ハードウェア）の品質は対象となっていない。

(4) 教師あり学習／教師なし学習／強化学習

機械学習の学習手法は、「教師あり学習」「教師なし学習」「強化学習」の3つに分けることができる。

「教師あり学習」は、入力データから出力データのパターンを予測／識別する学習手法である。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。本ガイドラインでは、「配管の肉厚予測（回帰）（3.3.1）」「配管の画像診断（分類）」（3.3.2）」「設備劣化診断（分類）（3.3.3）」のユースケースが該当する。

「教師なし学習」は、学習データとして正解を与えずに学習を行う学習手法である。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。本ガイドラインでは、「異常予兆検知・診断（3.3.4）」のユースケースが該当する。

「強化学習」は、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である。学習データには正解

¹³ 産業技術総合研究所「機械学習品質マネジメントガイドラインを公開」

https://www.aist.go.jp/aist_j/press_release/pr2020/pr20200630_2/pr20200630_2.html、2020年9月8日閲覧

¹⁴ 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」

を含まない。本ガイドラインでは、「運転最適化 (3.3.5)」のユースケースが該当する。

(5) 回帰モデル／分類モデル

教師あり学習のうち、配管の肉厚など連続値を予測する問題を回帰問題、配管の腐食有無など離散値(カテゴリ)を判別する問題を分類問題といい、それぞれの問題で用いるモデルを回帰モデル、分類モデルと呼ぶ。本ガイドラインでは、回帰モデルの例として「配管の肉厚予測 (3.3.1)」、分類モデルの例として「配管の画像診断 (3.3.2)」「設備劣化診断 (3.3.3)」のユースケースをとりあげている。

(6) プラント

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）等の事業所。¹⁵

(7) 安全関連系

次の両方を満足するシステム。

－EUC(equipment under control: 被制御機器)を安全な状態に移行させるため、又は EUC の安全な状態を維持するために必要な、要求された安全機能を行う。

－それ自体で、又はその他の E/E/PE(electrical/electronic/programmable electronic: 電気・電子・プログラマブル電子)安全関連系及び他リスク軽減措置によって、要求される安全機能に対して必要な安全度を達成する。¹⁶

ここで、EUC とは、本ガイドラインでは主に製造や保全に用いられる機器、機械類、装置、プラントなどを指す。¹⁶また、E/E/PE 系とは、動力源供給装置、入力装置（センサ）、インタフェース及び他の通信経路、出力装置（アクチュエータなど）などの要素を含むシステムを指す。¹⁶

本ガイドラインでは、単に安全関連系という場合は機械学習要素が安全関連系に含まれている場合を想定する。機械学習要素の誤判断による影響が一定以上に大きい場合、安全関連系全体の SIL 評価を求めることとしている。なお、機械学習要素を含まない安全関連系を指す場合は、次項(8)「機械学習利用システムと独立の安全関連系」を用いる。

(8) 機械学習利用システムと独立の安全関連系

機械学習利用システムの入力・処理・出力とは無関係に、対象設備の安全な状態を確保している安全関連系。機械学習要素の望ましくない出力を補正する「外部安全機構」とは異なる。

本ガイドラインでは、機械学習利用システムと独立の安全関連系がある場合には、機械学習要素に対する「リスク回避性」の考慮が不要になる場合もあるとしている（2.3.2 節）。

¹⁵ 石油コンビナート等災害防止 3 省連絡会議(2019)「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」

¹⁶ JIS C 0508-4 : 2012 電気・電子・プログラマブル電子安全関連系の機能安全—第 4 部：用語の定義及び略語

(9) SIL(safety integrity level: 安全度水準)

機能安全規格 IEC 61508 (JIS C 0508) および IEC 61511 (JIS C 0511) で定められている、安全度の値の範囲に対応する離散的水準。安全度水準 4 は最高の安全度水準であり、1 は最低である。¹⁷

安全度とは、ある E/E/PE 安全関連系が、指定した期間内に、全ての指定した条件下で、規定する安全機能を果たす確率¹⁷を指す。SIL は、安全機能に対する安全要求事項を規定するために用いられる。

本ガイドラインでは、SIL の 4 水準 (1~4) のうち、SIL2 以上を機械学習要素に割り当てることを不可としており、「SIL1」または「SIL なし」の水準の範囲で、機械学習要素の「リスク回避性」のレベルを設定している。

(10) 外部安全機構

安全性を向上させることを目的として機械学習要素と並列・直列に処理されるソフトウェアまたはハードウェアで、機械学習要素の望ましくない出力に対して監視・補正（出力の制限や上書き修正）を行い、かつ IEC 61508(JIS C 0508) 、IEC 61511(JIS C 0511)などの機能安全規格に従う既存のシステム開発プロセスの手法で十分に安全を確保できると評価できるもの。¹⁸本ガイドラインでは、外部安全機構の有無により「リスク回避性」の要求水準が変わる、すなわち、外部安全機構があれば「リスク回避性」の要求水準が下がるものとしている。

(11) 信頼性（ソフトウェア信頼性）

特定条件下で使用するときのある性能を維持する能力。¹⁹

本ガイドラインでは、機械学習要素が期待通りの品質を果たすことを念頭に、例えば機械学習要素が配管の画像から腐食を判定する判断の確からしさ等を指す。

なお、本ガイドラインは機械学習要素の信頼性を取り扱っているため、単に信頼性という場合はソフトウェア信頼性を指すものとする。

(12) リスク

危害の発生確率及びその危害の度合いの組合せ。²⁰

本ガイドラインで取り扱うリスクは、機械学習要素の誤判断に伴うリスクのみである。

¹⁷ JIS C 0508-4 : 2012 電気・電子・プログラマブル電子安全関連系の機能安全—第 4 部：用語の定義及び略語

¹⁸ 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」を参考に本ガイドラインで定義。

¹⁹ JIS Z 8115 : 2019 ディペンダビリティ（総合信頼性）用語

²⁰ JIS Z 8051 : 2015 安全側面—規格への導入指針

(13) 安全

許容不可能なリスクがないこと。²¹

本ガイドラインでは、機械学習要素の誤判断に伴うリスクが許容可能なレベルで管理されている状態を安全としている。

(14) 微小な怪我

不休災害のうち、医師の診察を要しないかすり傷程度のもの。(いわゆる「赤チン災害」)

リスク回避性の要求レベルを設定する際、機械学習要素の誤判断に伴う影響を判定する強度基準のうちの1つ。

(15) 利用時品質

システム全体で最終的な利用者に提供すべき品質(特定の利用状況において、利用者のニーズ(性能、使い勝手など)をどれだけ実現できるか)。²²プラント保安分野では、「最終的な利用者」は機械学習利用システムの目的に応じ、運転員・保全員である場合、個別設備の安全性・生産性に責任を持つ管理者である場合、プラント全体の管理者である場合、プラントオーナー企業の経営層である場合等様々である。

本ガイドラインでは、利用時品質のうち、機械学習要素の外部品質と対応関係にある項目の実現について取り扱っており、機械学習要素以外の要素と対応する利用時品質は対象としていない。

(16) 外部品質

システムのうち機械学習で構築された構成要素が満たすことが期待される品質。²²

外部品質を達成することで、利用時品質を実現する。

本ガイドラインでは、単に外部品質という場合は機械学習要素の外部品質を指す。

(17) リスク回避性(利用時品質・外部品質の2軸のうちの1つ)

機械学習要素の望ましくない判断動作によって、その製品の運用者・利用者または第三者などに人的被害や経済損失などの悪影響を及ぼすことを回避する品質特性である。「リスク回避性」の要求を設定し、実現することが、安全分野における「リスク低減」の概念と対応する。²²利用時品質・外部品質の2種類のうちの1つ。

本ガイドラインでは、異常予兆検知・診断における異常の見逃しや、配管の画像診断における腐食の見逃し等、プラントの安全面に悪影響を及ぼすことを回避することを指す。2.1.3項に詳述。

なお、ここでいう「回避」とは、リスクマネジメント²³におけるリスク対応の種類の1つ

²¹ JIS C 0511-1 : 2019 機能安全—プロセス産業分野の安全計装システム—第1部 : フレームワーク, 定義, システム, ハードウェア及びアプリケーションプログラミングの要求事項

²² 産業技術総合研究所「機械学習品質マネジメントガイドライン 第1版」

²³ JIS Q 0073 : 2010 リスクマネジメント—用語

である「リスク回避(活動からの撤退)」を意味するものではない。

(18) パフォーマンス（利用時品質・外部品質の2軸のうちの1つ）

機械学習要素が、生産性・効率性向上に資する判断をすることを求める利用時品質および外部品質を総称する軸のこと。具体的には、機械学習利用システムの利用者が期待する出力（「リスク回避性」に含まれる「安心・安全」を追求する出力を除く）を、長期的に平均してより高い精度・確率で出力することを指す。個別の誤判断による悪影響が大きな問題にならない出力では、個々の出力の是非よりも、平均的な性能の高さが要求されることに着目している。²⁴

本ガイドラインでは、異常予兆検知・診断における誤検知（異常がない場合に異常と発報する）の頻度や、配管の肉厚予測における安全側の誤差（処置が不要の場合に必要と判断する）等、個別の誤判断は許容されるが、長期的に平均してより高い性能を発揮することが期待されることを指す。2.1.3 項に詳述。

(19) 内部品質

機械学習による構成要素が固有に持つ品質。²⁵「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であり、次の3種類について、8つの軸を定める（それぞれの品質の説明は2.1.4に詳述）。

- ・ 開発に用いられるデータの適切性（データの量、種類など）
- ・ 開発したモデルの適切性（テストの際の機械学習の精度など）
- ・ 実装・運用方法の適切性（機械学習の精度の維持の方法など）

(20) ユースケース

プラント保安分野における機械学習利用システム活用の典型例。本ガイドラインでは、5件のユースケースに基づいて、利用時品質・外部品質の項目の例と、内部品質の要求事項を実行するための留意点を示している。3章に詳述。

(21)（プラント保安分野でのユースケース固有の）観点

産業技術総合研究所「機械学習品質マネジメントガイドライン」に記載の内部品質の要求事項を、プラント保安分野で実行するための留意点。ユースケースを問わずプラント保安分野で共通的に参照すべき留意点「プラント保安分野での観点」と、個別のユースケースの開発に特化して参照すべき留意点「ユースケース固有の観点」がある。例えば、以下のような観点がある。

- ・ 「偏りのないデータのサンプル抽出」という要求事項を実現するにあたり、実測値データの量に偏りがある場合、シミュレータの利用を検討する（プラント保安分野での

²⁴ 産業技術総合研究所「機械学習品質マネジメントガイドライン 第1版」を参考に記載

²⁵ 産業技術総合研究所「機械学習品質マネジメントガイドラインを公開」

https://www.aist.go.jp/aist_j/press_release/pr2020/pr20200630_2/pr20200630_2.html、2020年9月11日閲覧

観点)。

- ・ 「偏りのないデータのサンプル抽出」という要求事項を実現するにあたり、異常予兆検知・診断のユースケースにおいては、異常時データを網羅することは必須とせず、正常領域における網羅的なサンプル抽出を求める（ユースケース固有の観点）。

(22) PoC

「Proof of Concept（概念実証）」の略。新しいアイデアの実施可能性を確認するために、本格的な実装・システム化の前に行う検証活動を指す。

PoC は、純粋な試行的検討から本格開発の準備まで多様な意味を含む概念であり、すべての場合に信頼性評価の検討が求められるものではないが、本ガイドラインでは PoC の段階で確認しておくことが望ましい事項を 4.2.3 節に示している。

(23) レビュー

本ガイドライン 4 章において用いている、信頼性評価への関与の仕方を表す用語。本ガイドラインを用いて信頼性評価を行う主担当から依頼を受け、自身の業務所掌・専門性に基づいて主担当による検討事項を確認する。

なお、レビューを行う担当者は、必ずしもガイドラインの内容を読んで理解する必要は無く、主担当者からの依頼に応える形で信頼性評価に関与する。

1.6（参考）「プラントにおける先進的 AI 事例集」について

なお、図 1-2 に示すように、プラント保安分野における AI 導入の課題は、信頼性の確保・評価に係るものだけではなく、人材や体制、経済的利点の不明瞭さ等様々なものがある。これらの課題の全体像や、課題を乗り越えた事例、具体的成果等については、「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～」を参照されたい。

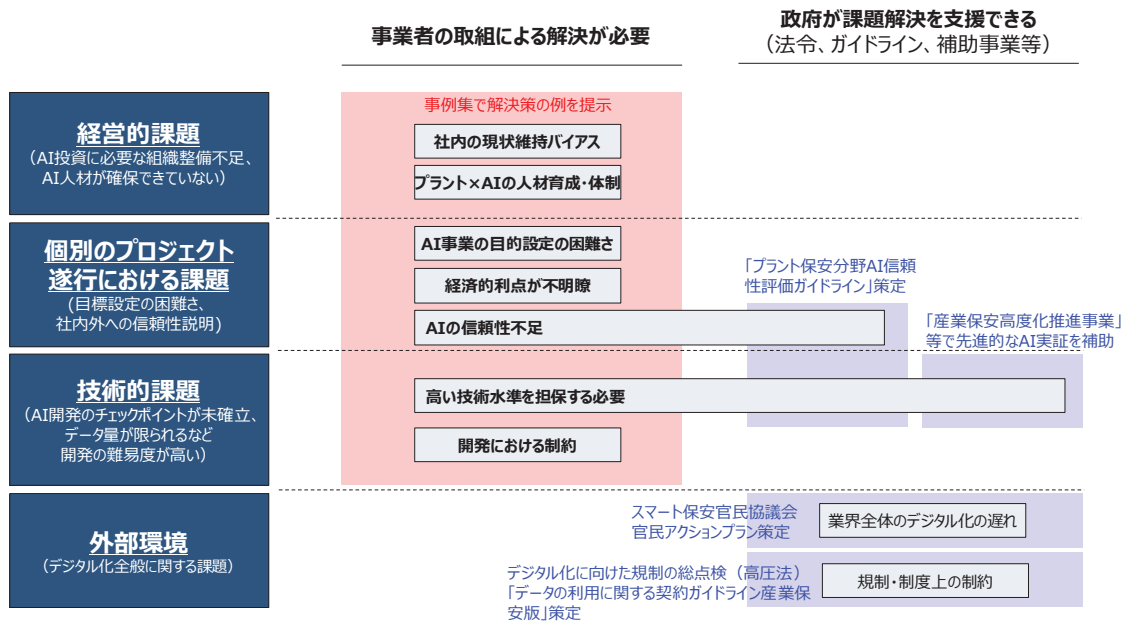


図 1-2 プラント保安分野における AI 導入の課題の分類と「プラントにおける先進的 AI 事例集」の位置づけ²⁶

²⁶ 石油コンビナート等災害防止 3 省連絡会議（経済産業省、総務省消防庁、厚生労働省）（2020）「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～」

2. プラント保安分野における機械学習の信頼性評価の構造

本ガイドラインでは、「機械学習品質マネジメントガイドライン 第1版」の階層的な品質確保の構造を用いて、「機械学習要素の『内部品質』の向上を通じてその『外部品質』を必要となるレベルで達成し、最終的なシステムの『利用時品質』を実現する」²⁷。

階層的な品質確保の手順の概略を図 2-1 に示す。①機械学習利用システムで実現したいこと（利用時品質）を設定する、②利用時品質を満たすために、機械学習要素に求める性能（外部品質）を明らかにし、求めるレベル（＝要求度合いの強さ）を設定する、③レベルに応じた要求事項に基づいて実際に機械学習要素（内部品質）を作り込む、という流れとなる。

2.1 で、「利用時品質」「外部品質」「内部品質」について説明した後で、2.2 では上記の階層的な信頼性評価の方法を詳述する。

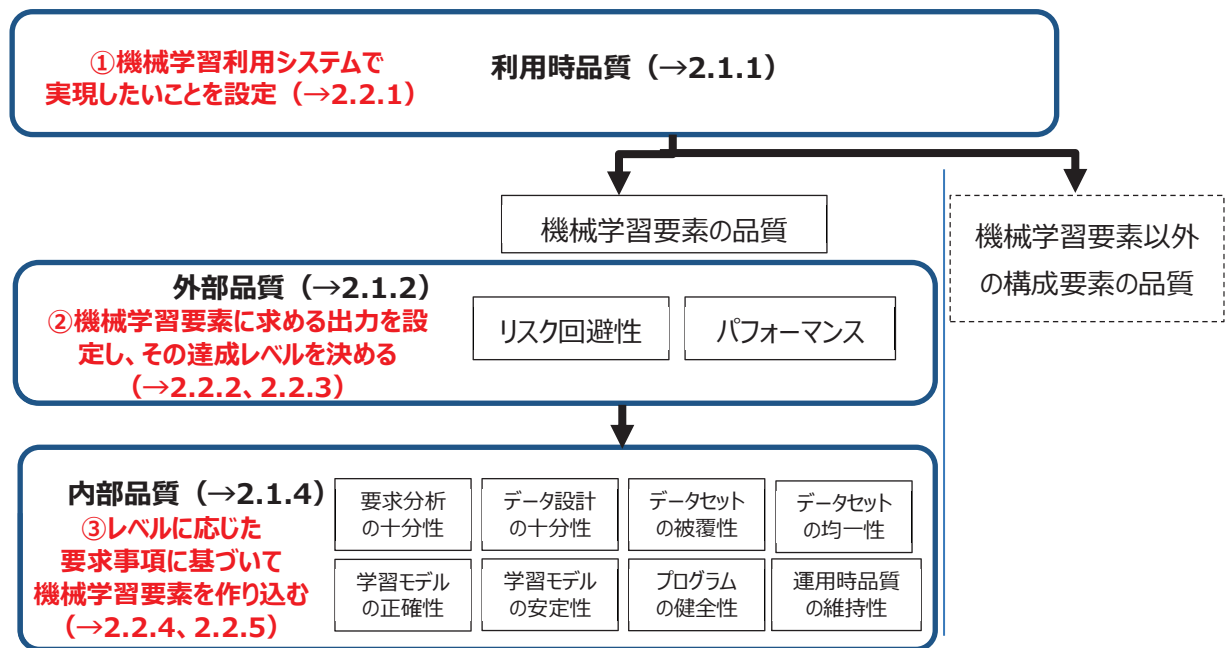


図 2-1 機械学習利用システムの階層的な品質確保

出所) 産業技術総合研究所「機械学習品質マネジメントガイドライン 第1版」を参考に三菱総合研究所作成

なお、本ガイドラインは機械学習要素の品質のみを検討対象としているが、機械学習利用システムの品質確保においては、機械学習要素以外の構成要素（ルールベースでプログラミングされた構成要素等）の品質確保も重要である。機械学習要素以外の構成要素の品質は、既存の品質確保・評価の体系（機能安全やソフトウェア品質に係る国際規格等）に従って確保する。さらに、機械学習要素と、他の構成要素をどのように組み合わせるか（例えば、機械学習要素の出力結果と、他の構成要素の出力結果を比較し、矛盾する場合は人の判断を求め、矛盾しない場合は自動的に操作する、といったルールをどのように決めるか）によっても、機械学習利用システムとして達成される品質は変化する。本ガイドラインで対象としている機械学習要素の品質のみならず、「機械学習をシステムの中でどのように使えば機械学習利用システム全体の品質を上げることができるか」を考えることが肝要である。

²⁷ 産業技術総合研究所「機械学習品質マネジメントガイドライン 第1版」

2.1 信頼性評価の3品質

2.1.1 利用時品質

機械学習利用システム全体で最終的な利用者に提供すべき品質²⁸が利用時品質である。これを達成するために、機械学習要素を含むシステムの構成要素を開発する。

利用時品質には、システムの利用者がシステムに期待している目的や、前提として確保されているべき安全性等が含まれており、換言すると「システムで実現したいこと」が利用時品質であるといえる。プラント保安分野においては、「異常予兆検知・診断システム」や「配管の画像診断システム」といった機械学習利用システムを特定のプラントに導入するにあたり、利用者が期待する目的や、前提として備えるべき安全性等が、利用時品質に該当する²⁹。

【利用時品質の例】

- ・ (異常予兆検知・診断システムの場合)
様々な条件下で、将来の異常の発生を正しく検知する
- ・ (配管の画像診断システム)
目視点検が必要な配管を見落とさない

ここで、「システムの利用者」は、機械学習利用システムの目的に応じて、運転員・保全員、個別設備の安全性・生産性に責任を持つ管理者、プラント全体の管理者、プラントオーナー企業の経営層等が考えられ、当該システムの利用者の立場で利用時品質が規定する。このため、利用時品質を言語化した際には、定性的な表現が中心となる。利用時品質をシステムとして達成するためには、システムの構成要素が所定の性能を発揮することが必要となる。これが次項の「外部品質」である。

2.1.2 外部品質

システムのうち機械学習を用いる構成要素が満たすことが期待される品質²⁸が外部品質である。

外部品質は、利用時品質を達成するために、機械学習要素に求められる性能として表現される。プラント保安分野においては、「異常予兆検知・診断システム」や「配管の画像診断システム」の機械学習要素（予兆の検知や腐食の判定）に求められる性能が外部品質に該当する。³⁰

²⁸ 産業技術総合研究所「機械学習品質マネジメントガイドライン 第1版」

²⁹ 「機械学習品質マネジメントガイドライン 第1版」では、他分野における利用時品質の具体例として、以下のようなものが挙げられている。

自動運転を行う自動車の例：あらゆる運転可能な環境条件下で障害物に衝突しない安全性

株の自動取引を行うサービスの例：利益の最大化

³⁰ 「機械学習品質マネジメントガイドライン 第1版」では、他分野における外部品質の具体例として、以下のようなものが挙げられている。

自動運転を行う自動車に搭載される物体認識モジュールの例：想定される天候や時間帯などの全てにお

【外部品質の例】

- ・ (異常予兆検知・診断システムの場合)
「異常予兆あり」の場合に、「正常」であると判定する誤判定率を限りなく小さくする
- ・ (配管の画像診断システム)
目視点検が「要」である場合に、「不要」であると判定する誤判定率を限りなく小さくする

機械学習利用システムを、機械学習要素とその他の構成要素からなると考えると、利用時品質は「機械学習要素の外部品質」と「その他の構成要素の外部品質」により達成される。「その他の構成要素の外部品質」は、既存の品質確保・評価の体系（機能安全やソフトウェア品質に係る国際規格等）に従って確保することを前提とし、本ガイドラインでは、単に外部品質という場合は「機械学習要素の外部品質」を指すものとしている。

2.1.3 利用時品質・外部品質の軸

利用時品質・外部品質は、特徴に応じた分類を設けており、本ガイドラインでは「軸」と称している。「軸」とは、個別の機械学習利用システム及び機械学習要素について、最終的に達成したい品質の分類であり、本ガイドラインでは以下に説明する「リスク回避性」「パフォーマンス」の2軸を設定している³¹。全ての利用時品質と外部品質は、どちらかの軸に属する。

また、外部品質については、「リスク回避性」「パフォーマンス」のそれぞれの軸について要求の強さに応じたレベルを定義しており（2.2.3 参照）、外部品質のレベルに応じて、次項の「内部品質」の要求事項のレベルが決まる構造となっている。

(1) リスク回避性

機械学習要素の誤判断によって、その機械学習利用システムの運用者・利用者または第三者などに人的被害や経済損失などの「安全・安心」に関する悪影響を及ぼすことを回避³²す

いて、障害物を正しく認識する

株の自動取引を行うサービスに内包される株価予想モジュールの例：株価予測の誤差の最小化や、想定される取引結果の総和を最大化する

³¹ 「機械学習品質マネジメントガイドライン 第1版」では、機械学習要素の外部品質を「リスク回避性」「パフォーマンス」「公平性」の3つの軸としている。このうち「公平性」については、機械学習利用システムが消費者等の市民に影響を与えることを念頭に、機械学習要素に社会規範性や倫理性を機械学習に求める軸である。しかし、プラント保安分野においては、機械学習の対象はプラント設備であり市民ではないことから、本ガイドラインでは「公平性」の軸は不要であると判断した。なお、本ガイドラインでは対象としていないが、例えば従業員の画像・動画データや会話内容等をデータとして含むユースケースの場合は、「公平性」の軸での検討が必要となる可能性がある。

³² ここでいう「回避」とは、リスクマネジメントにおけるリスク対応のタイプの1つである「リスク回避（活動からの撤退）」を意味するものではない。

る利用時品質および外部品質を総称する軸である。「リスク回避性」軸に属する外部品質の要求を設定し、実現することは、安全分野における「リスク低減」と同等のことを意味する。

33

プラント保安分野における、「リスク回避性」にあたる利用時品質・外部品質の例を以下に示す³⁴。

- ・ (異常予兆検知・診断システムの場合)
利用時品質：様々なプラントの条件下で、将来の異常の発生を正しく検知する
外部品質：「異常予兆あり」の場合に、「正常」であると判定する誤判定率を限りなく小さくする
(機械学習要素が異常の兆候を見逃し、実際に異常が発生することを回避するための品質)
- ・ (配管の画像診断システムの場合)
利用時品質：目視点検が必要な配管を見落とさない
外部品質：目視点検が「要」である場合に、「不要」であると判定する誤判定率を限りなく小さくする
(機械学習要素が劣化した配管を安全と判断し、深刻な損傷や事故が発生することを回避するための品質)

異常の見逃しや、配管の画像診断における腐食の見逃し等、プラントの安全面に悪影響を及ぼすことを回避する品質を指している。このような項目に対し、悪影響を回避する要求の強さ等に応じた外部品質のレベルを設定することとなる（具体的なレベルの設定方法については、2.2.3(1)で詳述）。

(2) パフォーマンス

機械学習要素が、生産性・効率性向上に資する判断をすることを求める利用時品質および外部品質を総称する軸のこと。具体的には、機械学習利用システムの利用者が期待する出力（「リスク回避性」に含まれる「安心・安全」を追求する出力を除く）を、長期的に平均してより高い精度・確率で出力する品質を指す。個別の誤判断による悪影響が大きな問題にならない出力では、個々の出力の是非よりも、平均的な性能の高さが要求されることに着目している。³⁵

プラント保安分野における、「パフォーマンス」に属する利用時品質・外部品質の例を以下に示す。

- ・ (異常予兆検知・診断システムの場合)
利用時品質：発報内容の確認に運転員や点検要員の時間を多く割かなくてよい適度な発報頻度とする
外部品質：誤検知の頻度を一定以下にする

³³ 産業技術総合研究所「機械学習品質マネジメントガイドライン 第1版」

³⁴ 3節では、5件のユースケースについて外部品質の項目例を記載している。

³⁵ 産業技術総合研究所「機械学習品質マネジメントガイドライン 第1版」を参考に記載

- ・ (配管の画像診断システムの場合)

利用時品質：保全員の目視点検実施数を少なく抑える

外部品質：目視点検が「不要」である場合に、「要」であると判定する誤判定率を一定以内にする

誤検知（異常がない場合に異常と発報する）の頻度や、危険側の誤差（処置が不要の場合に必要と判断する）等、個別の誤判断は許容されるが、長期的に平均してより高い性能を発揮する（＝誤検知や危険側の誤差等を少なくする）ことが期待される品質を指している。このような項目に対し、要求の強さに応じた外部品質のレベルを設定することとなる（具体的なレベルの設定方法については、2.2.3(2)で詳述）。

なお、「リスク回避性」と「パフォーマンス」は必ずしも相反するものではなく、同一の機械学習利用システムにおいて同時に求められる場合が多い。例えば、保全に用いるシステムの場合、劣化の見逃しを避けるための「リスク回避性」を求めると同時に、点検・交換の頻度を最小化するための「パフォーマンス」も併せて求められる。それぞれの軸について求められる外部品質のレベルを設定し、より厳しいレベルに基づいて内部品質を作り込むことが必要になる。

2.1.4 内部品質

機械学習要素は、開発者の演繹的なプログラミングによって異常／正常等の判断をしないため、誤判断は様々な要因によって起こりうる（学習データセットの不十分、学習データセットへの過学習、実装環境の変化への適応不足など）。そのため、外部品質を管理するためには、プログラム（コード）の妥当性の評価だけでは不十分であり、機械学習の設計から運用までの全工程の妥当性を網羅的に評価する必要がある。そのため、本ガイドラインでは①データの設計、②データの品質、③学習済みモデルの品質、④実装・運用の品質、の区分にそれぞれ 2 つずつの内部品質を設定し、それらのマネジメントを通じて外部品質を実現することを求める。これらの内部品質は全ての機械学習要素に共通であり、利用時品質・外部品質と異なり、読者が自ら設定する必要は無い（利用時品質の設定については 2.2.1、外部品質の設定については 2.2.2 を参照）。

「機械学習品質マネジメントガイドライン 第 1 版」では、それぞれの内部品質の確保するために実施すべき事項を要求事項としてとりまとめており、要求事項は、外部品質のレベルに応じた 3 つのレベルに分類されている。必要なレベルに該当する要求事項に従って機械学習要素を作り込むことを通して、外部品質を満たす機械学習要素を実装する（外部品質を満たしていることは、テストにより確認する）。内部品質のレベルの確認については 2.2.4 で、内部品質の要求事項の確認および実行については 2.2.5 で詳述する。

本ガイドラインでは、「機械学習品質マネジメントガイドライン 第 1 版」の要求事項をそのまま用いる。補足として、その分野横断的な要求事項をプラント保安分野において適用する際に踏まえる必要がある「観点」を「附録 内部品質確保のための『プラント保安分野での観点』チェックリスト」にまとめている。ここには、「AI プロダクト品質保証ガイドライン 2020.08 版」（1.2.1(2)に詳述）の 7 章「産業用プロセス」ドメインで挙げられている留意事項も反映している。また、プラント保安分野の典型的なユースケース特有の「観点」

も、上記の附録に記載している（ユースケースについては3章で詳述）。

以下、図 2-1 で整理されている「機械学習品質マネジメントガイドライン 第1版」の内部品質の8つの軸について、「データの設計」「データの品質」「学習済みモデルの品質」「実装・運用の品質」の分類ごとに解説する。なお、要求事項ここでは例のみを記載しており、全体は上記の附録にまとめている。

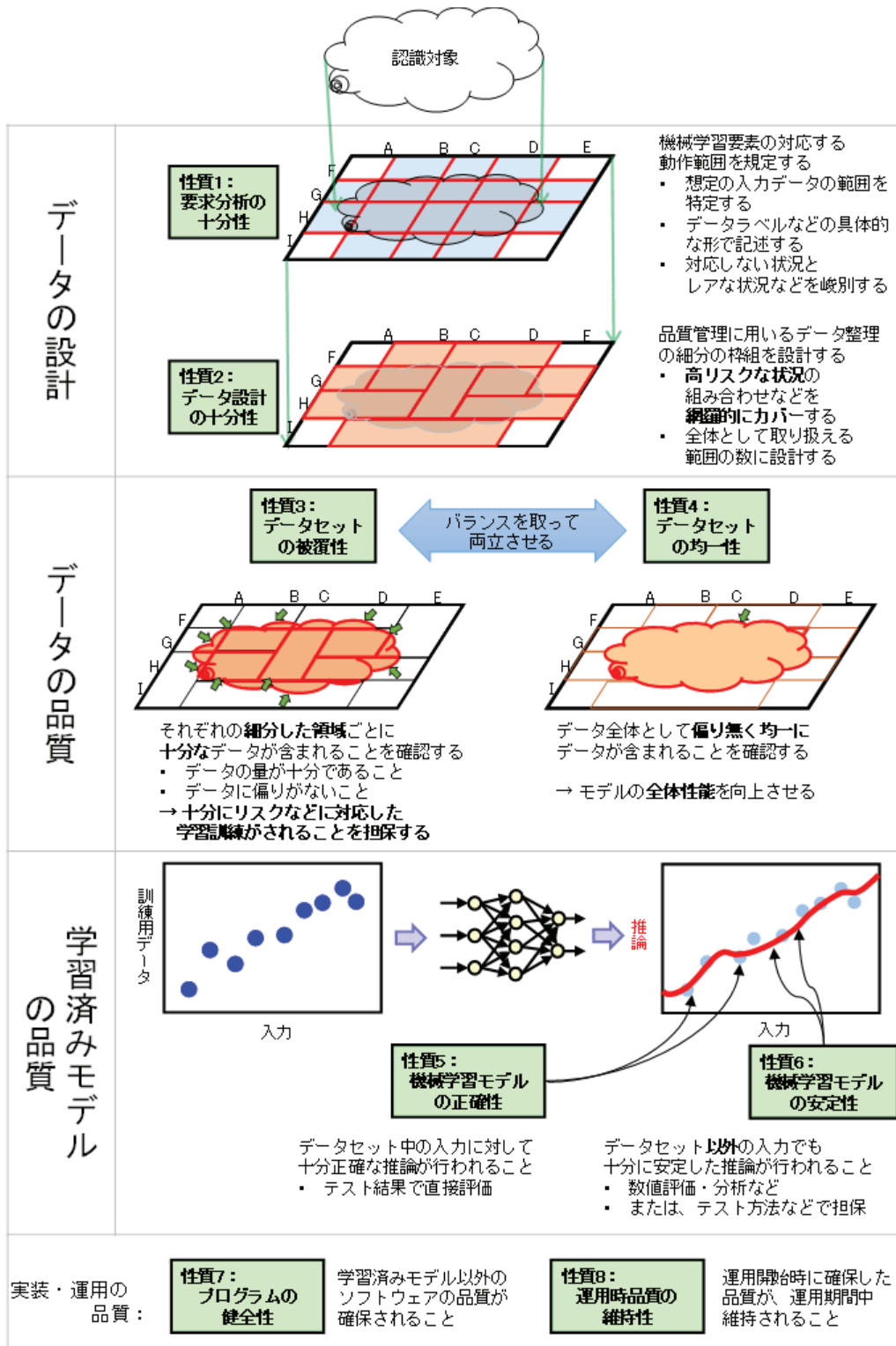


図 2-2 内部品質の 8 つの軸及びその関係性

出所) 産業技術総合研究所「機械学習品質マネジメントガイドライン 第1版」

【データの設計に関する軸】

(1) 要求分析の十分性

「機械学習品質マネジメントガイドライン 第1版」における定義

機械学習利用システムの実世界での利用状況に対応して機械学習要素に入力されると想定される運用時の実データの性質について分析が行われ、その分析結果が想定される全ての利用状況を被覆していること。

「機械学習品質マネジメントガイドライン 第1版」における要求事項の例

- ✓ 機械学習要素が対応すべき動作の対象・範囲を明らかにすること
- ✓ 機械学習要素の入力データの範囲を特定すること
- ✓ 機械学習要素が対応しない状況、発生頻度が低い状況などを判断すること
- ✓ 機械学習要素に起因する、機械学習利用システムの品質が低下するリスクを検討すること

(解説)

機械学習要素が対応する動作範囲を規定すること。想定する入力データの範囲を特定し、データラベルなどの具体的な形で記述し、対応しない状況やレアな状況等を峻別する。

(2) データ設計の十分性

「機械学習品質マネジメントガイドライン 第1版」における定義

要求分析の十分性を前提として、システムが対応すべき様々な状況に対して十分な訓練用データやテスト用データを収集し整理するためのデータ設計の十分な検討を実施すること。

「機械学習品質マネジメントガイドライン 第1版」における要求事項の例

- ✓ 機械学習利用システムの品質が低下するリスクを有するケースを網羅すること
- ✓ 取り扱える範囲のデータの属性及びデータ量とすること
- ✓ ケースが少ない場合は網羅して確認し、多い場合は、いくつかのケースを属性や組合せを網羅するように取り出し確認すること
- ✓ 高い品質が要求される場合は、ケースの抽出作業に数学的な「網羅性基準」を導入すること

(解説)

品質管理に用いるデータ整理の細分の枠組を設計すること。高リスクな状況の組み合わせなどを網羅的にカバーすることや、全体として取り扱える範囲の数に設計すること等が含まれる。

【データの品質に関する軸】

(3) データセットの被覆性

<p>「機械学習品質マネジメントガイドライン 第1版」における定義</p> <p>対応すべき状況の組み合わせの各々に対して、状況の抜け漏れがなく、十分な量の学習データが与えられていること。</p>
<p>「機械学習品質マネジメントガイドライン 第1版」における要求事項の例</p> <ul style="list-style-type: none">✓ データセットの取り方などを工夫し、必要なデータを網羅的に確保すること✓ 発生頻度の低いデータが得られない場合は、テスト等も通じて検証し個別に対応を検討すること✓ 網羅性基準を導入している場合、「ケースに含まれていない」属性が偏りなく分布しているか検査すること

(解説)

細分した領域ごとに、十分なデータが含まれることを確認すること。データの量が十分あり、偏りが無いことを確認する。これにより、十分にリスクなどに対応した学習訓練がされることを担保する。

(4) データセットの均一性

<p>「機械学習品質マネジメントガイドライン 第1版」における定義</p> <p>データセット内の各状況や各ケースが、入力されるデータ全体におけるそれらの発生頻度に応じて抽出されていること。</p>
<p>「機械学習品質マネジメントガイドライン 第1版」における要求事項の例</p> <ul style="list-style-type: none">✓ データセット全体を取得するプロセスに偏りが生じないよう配慮しつつ、個々の属性値の発生頻度などを適宜監視すること✓ 「データセットの被覆性」とどのように両立させるのかの検討やデータ設計を行うこと

(解説)

データ全体として偏りなく均一にデータが含まれることを確認すること。これはモデルの全体性能の向上を意図している。

「データセットの被覆性」と「データセットの均一性」は、バランスをとって両立させることが必要である。

なお、「データセットの均一性」は、「リスク回避性」のレベルと「パフォーマンス」のレベルに応じてそれぞれ要求事項が設定されている点に留意が必要である。

【学習済みモデルの品質に関する軸】

(5) 機械学習モデルの正確性

<p>「機械学習品質マネジメントガイドライン 第1版」における定義</p> <p>学習データセット（訓練用データ、テスト用データ、バリデーション用データからなる）に含まれる具体的な入力データに対して、機械学習要素が期待通りの反応を示すこと。</p>
<p>「機械学習品質マネジメントガイドライン 第1版」における要求事項の例</p> <ul style="list-style-type: none">✓ データセットの入力データに対して、機械学習要素が外部品質の期待に沿った出力であること✓ データの量を変化させたり、交差検定の手法を用いたりするなど学習の達成度を評価すること✓ 出力に対し一定の誤判断を許容する場合は、その判断基準を定めること

（解説）

データセットの入力に対して十分正確な推論が行われること。テストの結果により、訓練用データやテスト用データの精度が直接評価される。

(6) 機械学習モデルの安定性

<p>「機械学習品質マネジメントガイドライン 第1版」における定義</p> <p>学習データセットに含まれない入力データに対して、機械学習要素が学習データセット内のそれに近いデータに対する反応と十分に類似した反応を示すこと。</p>
<p>「機械学習品質マネジメントガイドライン 第1版」における要求事項の例</p> <ul style="list-style-type: none">✓ データセットに含まれない入力データに対して、その入力データ近傍のデータセットを入力したときの出力と類似していること

（解説）

データセット以外に入力データに対しても十分に安定した推論が行われること。数値評価・分析やテスト方法などで担保する。特に安全性が要求される場合、運用中のデータに対して安定した性能が得られる必要があり、「機械学習モデルの安定性」の確保は重要である。

【実装・運用の品質に関する軸】

(7) プログラムの健全性

「機械学習品質マネジメントガイドライン 第1版」における定義

機械学習の訓練段階に用いる訓練用プログラムや、実行時に使われる予測・推論プログラムが、与えられたデータや訓練済み機械学習モデルなどに対してソフトウェアプログラムとして正しく動作すること。

要求事項の例

- ✓ 利用するソフトウェアは信頼できるソフトウェアを用いること
- ✓ 機械学習要素の開発環境と運用環境の相違とそれによる影響を予め検討すること

(解説)

機械学習モデル以外のソフトウェアの品質が確保されること。機械学習要素の開発に用いるソフトウェアなどが健全であることが求められる。また、機械学習要素以外の構成要素は、一般的なシステムに求められる品質や要求事項に則して開発することを前提とする。

(8) 運用時品質の維持性

「機械学習品質マネジメントガイドライン 第1版」における定義

運用開始時点で充足されていた内部品質が、運用期間中を通じて維持されること。

要求事項の例

- ✓ 機械学習要素の更新頻度の見積もりまたは更新の必要性の判断基準を事前に検討すること
- ✓ 更新時の品質検査の方法、特に更新の可否の判断基準（または意思決定の方法）について検討すること

(解説)

運用開始時に確保した品質が、運用期間中維持されること。運用時品質を維持するために予め検討すべき事項が要求事項となる。特に、プラントは製品の切り替えやメンテナンス等様々な要因で経時変化する。機械学習利用システムを運用することで様々な設備状態の変化や新たなデータが得られることにより、当初の内部品質が維持されず「リスク回避性」「パフォーマンス」が維持されないことにもつながりかねないため、「運用時品質の維持性」の確保は重要である。

2.2 信頼性評価の方法と要求事項

本節では、機械学習要素の信頼性評価の適用方法や要求事項について、3段階の品質（利用時品質、外部品質、内部品質）に従って詳述する。信頼性評価を行う際には、本節の手順に則って品質項目の具体化やレベルの設定を行う。適用方法の説明に用いる3段階の品質の関係図を以下に示す。

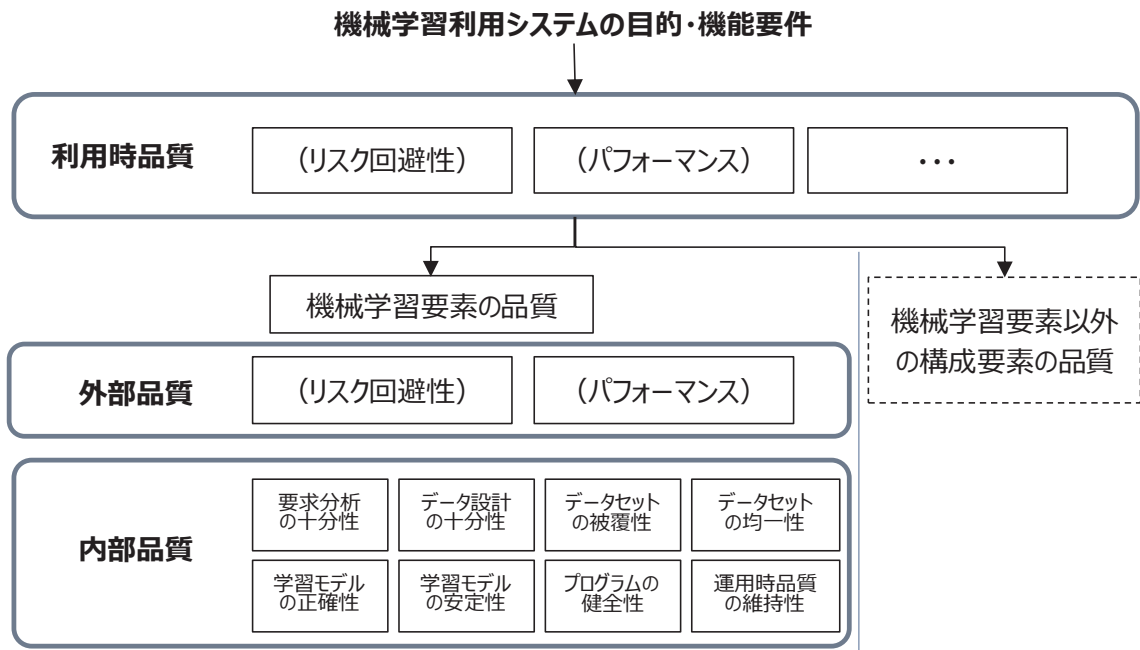


図 2-3 信頼性評価における3段階の品質の関係

2.2.1 利用時品質の設定

機械学習利用システムの機能要件（実現したいこと）を踏まえて、利用者の視点で利用時品質を設定する。

機械学習利用システムの機能要件から、利用時品質を設定するイメージを図 2-4 に示す。³⁶例えば「異常予兆検知・診断」を行う機械学習利用システムの場合、システムの出力をプラントの運転を担う運転員が確認し、プラントに対する必要な操作を行う。よって、利用時品質は、運転員が求める品質であり、「様々なプラントの条件下で、将来の異常の発生を正しく検知する」こと（「リスク回避性」の軸に該当）、「発報内容の確認に運転員や点検要員の時間を割かなくてよい適度な発報頻度とする」こと（「パフォーマンス」の軸に該当）を求めることが考えられる。

³⁶ 3節では、ユースケース別の利用時品質の項目例を記載している。

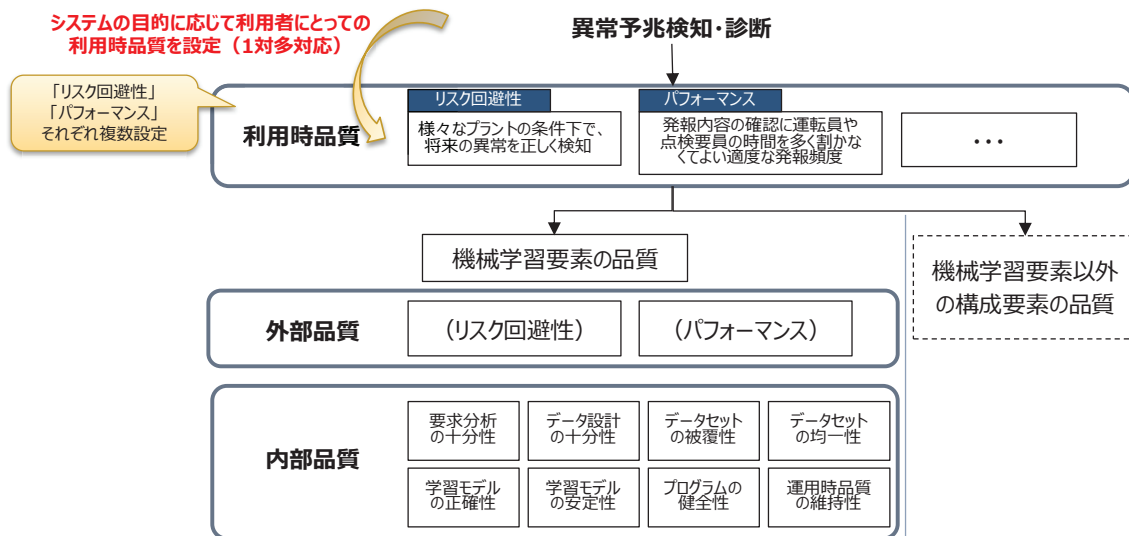


図 2-4 利用時品質の設定イメージ（異常予兆検知・診断システムの例）

2.2.2 外部品質の設定

前節で設定した利用時品質に対応した機械学習要素の外部品質を設定する。外部品質は機械学習要素の出力に対して求められる品質であり、利用時品質に通常 1 対 1 対応で設定される。2.2.2 の時点では外部品質の設定段階では機械学習特有の数値目標（例：○%以上の精度）を定める必要はない。「リスク回避性」の外部品質に関しては、外部品質のレベル設定(2.2.3)の過程で、安全関連系や外部安全機構を確認することを通して機械学習要素に要求される数値目標（危険につながる誤判断の発生率等）を定めることができる場合がある。また、最終的には、機械学習要素を作り込む段階（2.2.5）で、PoC の成果やデータの取得状況・学習状況等に応じて具体的な機械学習特有の数値目標（正解率(Accuracy)、F 値など）を設定できる。

機械学習利用システムの利用時品質から、機械学習要素の外部品質を設定するイメージを図 2-5 に示す。例えば「異常予兆検知・診断」を行う機械学習利用システムの場合、「様々なプラントの条件下で、将来の異常の発生を正しく検知する」という利用時品質に対しては、「『異常予兆あり』の場合に、『正常』であると判定する誤判定率を限りなく小さくする」という外部品質が対応する（「リスク回避性」の軸に該当）。同様に、「発報内容の確認に運転員や点検要員の時間を多く割かなくてよい適度な発報頻度とする」という利用時品質に対しては、「誤検知の数をできるだけ少なくする」という外部品質が対応する（「パフォーマンス」の軸に該当）。

利用時品質は、「機械学習要素」と「機械学習要素以外の構成要素」それぞれの外部品質から成り立つものであるが、本ガイドラインでは機械学習要素の外部品質のみを対象としている。

なお、プラント保安分野の場合、機械学習利用システムと独立の安全関連系が確立している場合は、機械学習利用システムについて「リスク回避性」の考慮が不要になる場合もある。例えば、設備の劣化傾向を検知する機械学習利用システムについて、設備の部品のブレ（変位）が一定以上になっていることを検知するセンサなどが別途存在し、安全面はその独立した安全関連系によって担保される場合、機械学習利用システムの目的は、劣化傾向を早期に

把握して効率的なメンテナンス計画を作成することに絞られる。このため、「リスク回避性」の考慮が不要になる（「3.3.3 設備劣化診断」のユースケース参照）。

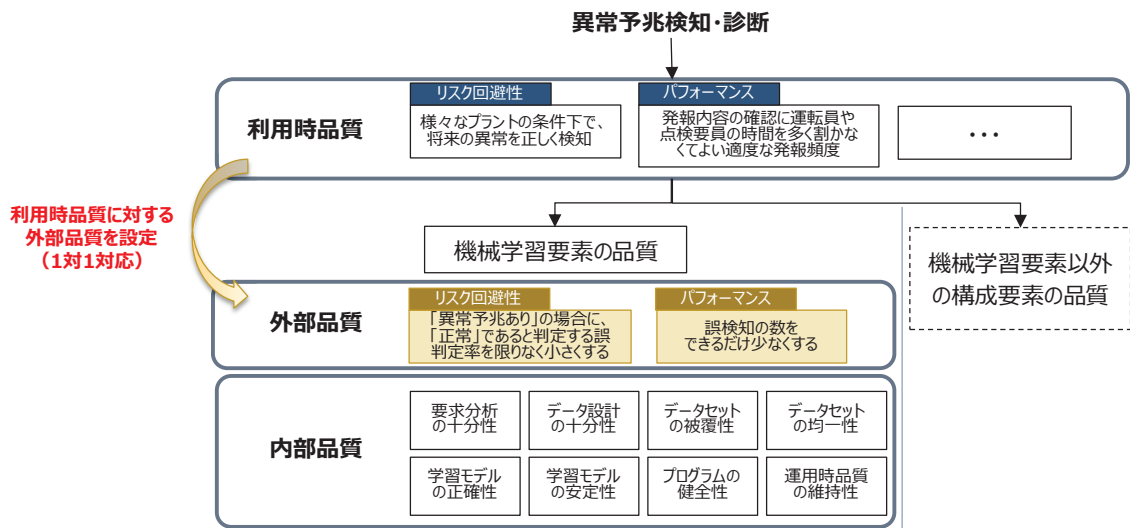


図 2-5 外部品質の設定イメージ（異常予兆検知・診断システムの例）

2.2.3 外部品質のレベル設定³⁷

設定した外部品質について、機械学習要素への要求に応じたレベルを設定する。「機械学習品質マネジメントガイドライン 第1版」の定義を用いて、「リスク回避性」は AISL (AI Safety Level)、「パフォーマンス」は AIPL (AI Performance Level) という指標でレベルを設定する。

(1) リスク回避性

「リスク回避性」軸の外部品質に対し、機械学習要素の誤判断による悪影響を回避することへの要求の強さに応じてレベルを設定する。「リスク回避性」に関する外部品質のレベル設定の方法を以下に詳述する。

1) レベル設定の手順

リスク回避性のレベル(AISL)の設定のフローを図 2-6 に示す。

³⁷ 外部品質のレベル設定は、IEC61511-1(JIS C 0511-1)の「プロセス潜在危険及びリスク評価 (H&RA)」 「安全機能の防護層への割当て」に対応するステップである。ただし、本ガイドラインの適用が、IEC61511-1(JIS C 0511-1)への適合を意味するものではない。

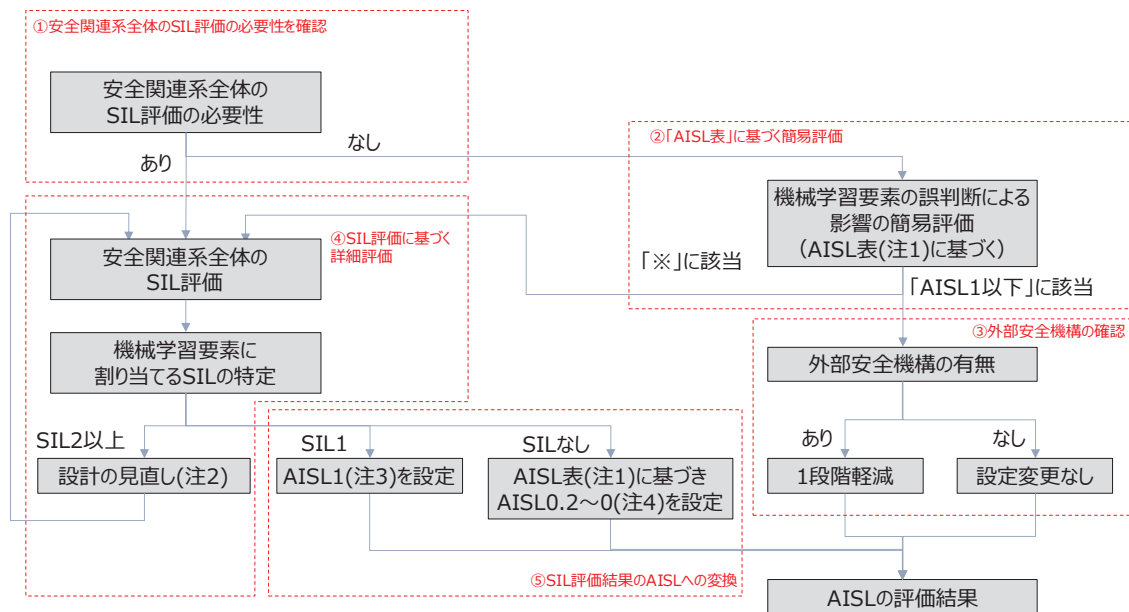


図 2-6 リスク回避性のレベル(AISL)の設定フロー

注 1) 「AISL 表」とは、表 2-1 を指す。

注 2) 本ガイドラインでは、外部安全機構により、機械学習要素への SIL の割当を SIL1 以下とする。

注 3) SIL 評価に基づく SIL1 以上の安全度を担保するには、IEC 61508(JIS C 0508)への適合が必要。

「AISL1 を満足する機械学習要素を SIL1 として使用できる」ことは意味しない。

注 4) 「SIL なし」に相当する AISL は「0.2~0」である。機械学習要素に割り当てる SIL が「SIL なし」であり、かつ AISL 表に基づく AISL 評価が 1 以上となる場合は、より厳密な評価である「SIL 評価」を優先する。すなわち、AISL 表の評価が「※」「AISL1」であっても、SIL 評価による「SIL なし」を優先し、AISL は「0.2」を設定する。AISL 表の評価が 0.2~0 となった場合は、AISL 表の評価結果を用いる。

①安全関連系全体の SIL 評価の必要性を確認

まず、機械学習利用システムを実装する対象について、安全関連系全体の SIL 評価の必要性を確認する。SIL 評価とは、機能安全規格³⁸において定められている、安全関連系の安全度水準(SIL)の要求を定める手法であり、SIL 評価に基づいて設計された安全関連系を実装することで、安全確保の手段が適切であることを示すことができる。機械学習利用システムを実装する設備が、機能安全規格の適用対象と想定される場合は、SIL 評価を要すると判断する。これ以外の場合は SIL 評価を要しないと判断する。

また、機能安全規格の適用対象となる設備であっても、機能安全規格³⁸に従ったシステム開発プロセスの手法により信頼性が確認された他の安全関連系（機械学習利用システムと独立したシステム）によってプラントの安全は確保されており、機械学習要素が誤判断をしても安全に何も影響しないことが確認されている場合は、新規の SIL 評価は要しないと判断する。

②「AISL 表」に基づく簡易評価

SIL 評価を要しないと判断された場合は、表 2-1(AISL 表)に基づいて、機械学習要素への

³⁸ IEC61508(JIS C 0508)、IEC61511(JIS C 0511)等。

リスク回避の要求の強さを簡易評価する(表の取り扱いについては後述)。ここで、表 2-1 内の「※」に該当する場合は、機械学習要素へのリスク回避の要求が過大になっている(現時点の機械学習技術と信頼性のマネジメント技術では達成できないほど高いリスク回避レベルを要求している)恐れがあり、簡易な手法による評価が妥当でない可能性があるため、改めて SIL 評価が必要と判断する。

③外部安全機構の確認

AISL1 以下に該当する場合で、外部安全機構³⁹が存在しない場合は、該当する値をそのまま AISL の評価値とする。

外部安全機構が存在する場合は、該当する値から 1 段階(例: 1→0.2、0.2→0.1)軽減した値を AISL の評価値⁴⁰とする。ただし、外部安全機構は、機械学習要素の望ましくない出力及び判断に対して監視・補正(それらの制限や上書き修正)を行い、かつ、SIL 評価に基づいて設計された常時稼働するものでなければならない。⁴¹本ガイドラインでは、外部安全機構があれば、機械学習要素の出力及び判断に対して、適切に監視・補正(出力の制限や上書き修正)が行われるため、AISL を軽減させることができるとしている。

④SIL 評価に基づく詳細評価

SIL 評価が必要と判断された場合は、機能安全規格に従って安全関連系の SIL 評価を行い、機械学習要素に割り当てる SIL を特定する。本ガイドラインにおいては、2020 年 11 月時点の機能安全に係る国際的な議論の動向を踏まえ、SIL2 以上の安全機能を機械学習要素に割り当てることは安全性へのリスクが大きいと判断し、不可とする⁴²。よって、機械学習要素に割り当てられた SIL が 2 以上となった場合は、設計を見直し、機械学習要素の SIL が 1 以下となるようにする。なお、機械学習要素の外部品質の数値目標(危険につながる誤判断の発生率等)を設定する際に、機械学習要素に割り当てる SIL に対応した目標機能失敗尺度(例: SIL1 の低頻度作動要求モードのとき、作動要求あたりの機能失敗平均確率が 10^{-2} 以上 10^{-1} 未満)を参考に検討することも考えられる⁴³。

³⁹ 安全性を向上させることを目的として機械学習要素と並列・直列に処理されるソフトウェアまたはハードウェアで、機械学習要素の望ましくない出力に対して監視・補正(出力の制限や上書き修正)を行い、かつ IEC 61508(JIS C 0508)、IEC 61511(JIS C 0511)などの機能安全規格に従う既存のシステム開発プロセスの手法で十分に安全を確保できると評価できるもの。

⁴⁰ AISL の評価値は、1/0.2/0.1/0 としている。AISL1 は SIL1、0.2~0 は SIL なしと対応する。SIL 評価は機能安全規格(IEC61508/JIS C 0508)に基づき 4/3/2/1 の 4 段階に分類されており、分類に応じた安全機能の要求が規定されている。「SIL なし」の場合は、機能安全規格に基づく特別な要求事項の規定はないが、通常の品質管理が求められる。しかし、機械学習は従来のシステムのように通常の品質管理の手法が確立していないため、一定の指針が必要である。そのため、「SIL なし」としているレベルをさらに分割し、大小関係を保つために小数を用いて 0.2、0.1、0 というレベル表記を採用し、一定のリスク回避性を求める設定としている。(「機械学習品質マネジメントガイドライン 第 1 版」における定義を継承)

⁴¹ 外部安全機構がソフトウェアの場合は、機械学習要素との独立性について特に留意が必要である。

⁴² 今後、ガイドラインを改訂する際に、最新の機能安全に係る議論の動向を踏まえて更新する。

⁴³ IEC 61508-1(JIS C 0508-1)において定められている、SIL の水準に対応した機能失敗平均確率(例: SIL1 の低頻度作動要求モードのとき、作動要求あたり 10^{-2} 以上 10^{-1} 未満、等)が参考となる。詳細は、IEC 61508-1(JIS C 0508-1)を参照。ただし、ソフトウェアに適用する場合は、IEC 61508-3(JIS C 0508-3)におい

⑤SIL 評価結果の AISL への変換

機械学習要素に割り当てる SIL が 1 の場合は、AISL は 1 とする。

SIL なしの場合は、表 2-1(AISL 表)に基づいて、AISL を設定する。ただし、評価の結果が「※」又は「AISL1」となった場合は、より厳密な評価である「SIL 評価」の結果を優先して適用することとし、「SIL なし」に対応する AISL の 0.2、0.1、0 のうち、最も安全性に配慮した AISL0.2 を設定する。

2) 「AISL 表」

表 2-1(AISL 表)は、機械学習要素の誤判断に起因する人的または経済的な影響の強度を縦軸、機械学習要素の誤判断を人間が回避する可能性の程度を横軸にとっている。これは、「機械学習品質マネジメントガイドライン 第 1 版」記載の AISL の評価表を基にして、縦軸・横軸をプラント保安分野の実態を考慮して改変したものである。

て、機能失敗平均確率ではなく他の技法が SIL ごとに要求されている。これは、ソフトウェアに対して機能失敗平均確率の要求を設定することが困難とされているためである。このため、ここで設定した数値目標は、内部品質の作り込みの段階でも、PoC 等を通して調整されることが想定される。

表 2-1 「リスク回避性」の簡易評価の基準（AISL 表）

	人間による回避可能性の分類 ⁴⁴		
	①人間による代替システムが用意されておらず、機械学習要素の判断結果がそのまま運転・保全に反映される	②機械学習要素の判断結果が運転・保全にそのまま反映されることはなく、人間による確認・代替システム適用を介した結果が反映される	③機械学習要素は補助的情報のみを提示し、人間が判断して運転・保全に反映する
I：死亡・障碍の残る傷害・多数の重傷・極めて多数の負傷・直接被害額1億円以上	※(注1)	※(注1)	※(注1)
II：重軽傷・多数の負傷・直接被害額1千万円以上	※(注1)	AISL 1(注3)	AISL 0.2(注3)
III：微小な怪我(注2)・直接被害額1千万円未満	AISL 1(注3)	AISL 0.2(注3)	AISL 0.1
III'：(想定される被害者により容易に回避できる場合)	AISL 0.2(注3)	AISL 0.2(注3)	AISL 0.1
IV：傷害の想定なし・直接被害額の想定は軽微	AISL 0	AISL 0	AISL 0

注1) 本ガイドラインでは、※箇所に該当する場合、安全関連系全体の SIL 評価を必須とし、機械学習要素に割り当てる SIL が SIL1 以下となるよう設計する。

注2) 「微小な怪我」とは、いわゆる「赤チン災害」以下の強度にあたり、医師の診察を要する不休災害などは強度基準Ⅱに該当する。

注3) ※箇所に該当しない場合で、かつ SIL 評価に基づいて設計した常時稼働する外部安全機構が存在する場合、記載されている AISL から1段階(例：1→0.2、0.2→0.1)軽減できる。

注4) 本表では、安全性を重視した簡易的な評価とするため、リスクグラフ法等に基づく SIL の設定で考慮される発生確率のランクを設けず、一律発生確率が高いものとして取り扱っている(=SIL 設定の際に考慮する発生確率が最も高いものとして、その SIL 値に相当する AISL を割り振っている)。

a. 「AISL 表」の縦軸

「AISL 表」の縦軸は、機械学習要素が誤判断した場合に発生する人的または経済的な影響の強度に応じて AISL が変動することを示している。したがって、強度が大きい表の上の方が求められる AISL が高く、下の方が低く設定されている。この軸に則って AISL を設定する。

表 2-2 は、本ガイドラインで定めた人的または経済的な影響と、「機械学習品質マネジメントガイドライン第1版」やプラント保安分野の既存の評価基準・事故分類との関係を整理したものである。表 2-1 (AISL 表) に基づいて縦軸の強度基準を検討する際の参考とされたい。

⁴⁴ 「機械学習品質マネジメントガイドライン 第1版」における回避可能性の分類を、プラント保安分野として解釈したものの。

表 2-2 本ガイドラインにおける強度基準と既存の基準・分類との関係

本ガイドラインの基準	「想定される影響」の既存評価基準		【労働安全】 危険性又は有害性等の調査等に関する指針別添4 負傷または疾病の重篤度	【高圧ガス】 高圧ガス・石油コンビナート事故対応要領 事故の分類	【消防】 危険物施設における火災・流出事故に係る深刻度評価指標 人的被害指標	【石化協】 事故評価基準 (CCPS評価法)
	機械学習品質マ ネジメントガイドラ イン 第1版	【高圧ガス】 リスクアセスメント ガイドライン(Ver. 2) リスクアセスメ ント実施事例				
I ・死亡 ・障碍の残る傷害 ・多数の重傷 ・極めて多数の負傷(重傷・ 軽傷) ・直接被害額1億円以上	複数人の同時死 亡	I:死亡	①致命的:死亡災害や 身体の一部に永久損 傷を伴うもの	A級事故 ・死者5名以上 ・死者・重傷者合計10名以上 ・死者・負傷者合計30名以上 ・直接被害額5億円以上 B1級事故① ・死者1名以上4名以下	レベル1 ・複数死亡 ・直接被害額10億 円超 レベル2 1名死亡 ・直接被害額1億 ~10億円	
	単一の人の死傷					
II ・重軽傷 ・多数の負傷(重傷・軽傷) ・直接被害額1千万円以上	障碍の残る傷害	II:休業災害	②重大:休業災害(1か 月以上のもの、一度に 多数の被災者を伴うも の) ③中程度:(1か月未満 のもの、一度に複数の 被災者を伴うもの)	B1級事故(①を除く) ・重傷者2名以上9名以下 ・負傷者6名以上29名以下 ・直接被害額1億円以上5億 円未満 C1級事故① ・負傷者1名以上5名以下か つ重傷者1名以下	レベル3:休業災害 ・直接被害額1千 万~1億円	
	重症					
III ・微少な怪我 ・直接被害額1千万円未満	軽傷	III:不体災害	④軽度:不体災害やか すり傷程度のもの	C1級事故(①を除く) C2級事故	レベル4 ・応急手当 ・直接被害額250 万~1千万円	
	軽傷 (想定される被害 者により容易に 回避できる場合)					
IV ・傷害の想定なし ・直接被害額の想定は軽微	傷害の想定なし	V:怪我なし			レベル5 ・レベル4未満	

b. 「AISL 表」の横軸

「AISL 表」の横軸は、機械学習要素の誤判断を人間が回避する可能性の程度に応じて AISL が変動することを示している。①は、機械学習要素の判断がそのまま機械学習利用システム全体の最終判断となる場合が該当する。②は、機械学習要素は何らかの判断を行うが、その判断は必ず人間が確認し、最終判断となる場合が該当する。③は、機械学習要素自体は判断を行わず（判断の材料となる情報のみを出力し）、機械学習要素の出力を必ず人間が見て判断を行う場合に該当する。したがって、表の左の方が求められる AISL が高く、右の方が低く設定されている。この軸に則って AISL を設定する。

横軸の検討にあたっては、図 2-7 に基づき、機械学習要素の出力及び判断に対する人間の関与の度合いを確認する。

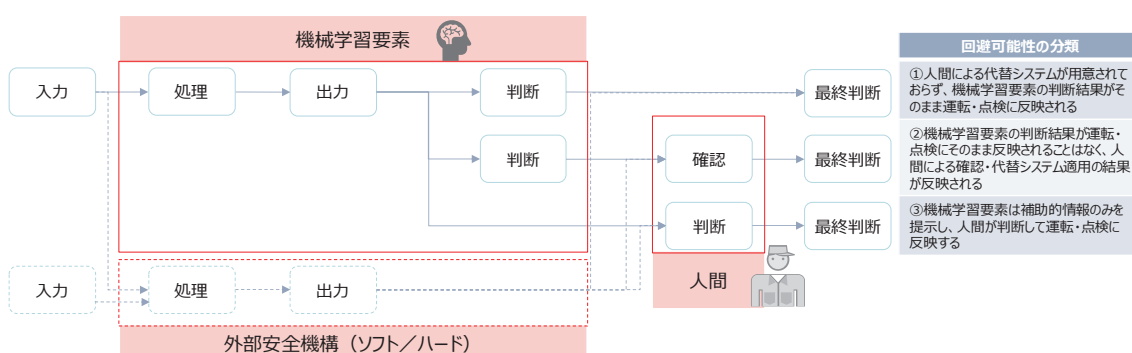


図 2-7 機械学習要素の出力・判断に対する人間の関与

(2) パフォーマンス

「パフォーマンス」に関する外部品質のレベル設定及び評価基準を表 2-3 に示す。産業技術総合研究所が策定した「機械学習品質マネジメントガイドライン 第1版」に示されている内容を継承し、AIPL という基準で評価する。AIPL は、基本的には、「パフォーマンス」に関する外部品質が、システムにおいてどの程度強い要件となっているかで決定する。

最も大きいレベルである AIPL 2 は、機械学習要素が一定の性能指標を満たすことが、機械学習利用システムの運用上必須または強い前提である場合に相当する。また、AIPL 1 は、一定の性能要件が機械学習利用システムの目的として特定されているが、AIPL 2 に該当しない場合（性能要件の達成がベストエフォートでよく必達ではない場合）に相当する。また、AIPL 0 は、性能指標が特定されず、性能指標そのものを発見することが開発の目的となる場合などに相当する。この AIPL2・1・0 の評価基準は、「機械学習品質マネジメントガイドライン第1版」において示されている基準と同一である。

表 2-3 「パフォーマンス」のレベル設定・評価基準（AIPL）

パフォーマンスレベル	説明
AIPL 2 (mandatory requirements)	<ul style="list-style-type: none"> ・機械学習要素が一定の性能指標（正答率・適合率・再現率など）を満たすことが、機械学習利用システムの運用上の必須または強い前提である場合。 ・受発注等の契約において、前記の一定の性能指標の充足が受入要件として明確に記載される場合。
AIPL 1 (best-effort requirements)	<ul style="list-style-type: none"> ・一定の性能要件が機械学習利用システムの目的として特定されているが、AIPL 2 に該当しない場合。 特に、リリースまでの日程スケジュールが重視される場合、または品質をモニタリングしながら試験運用を行い、漸次性能向上を行う運用が許される場合。
AIPL 0	<ul style="list-style-type: none"> ・性能指標が開発時点で特定されず、性能指標そのものを発見することが開発の目的となる場合など。 ・所謂 PoC の段階で終了する開発を行う場合。

なお、「機械学習品質マネジメントガイドライン 第1版」における「パフォーマンス」の評価基準は、「性能（正答率・適合率・再現率など）が一定の水準を満たすことに対する要求の厳しさ」によってレベルを設定しており、「性能の水準そのもの」のレベルは示していない。本来は「性能の水準そのものが高い場合に、より厳しいレベルが要求される」ところであるが、「機械学習品質マネジメントガイドライン第1版」の基準では、性能に求められる水準の高低によらずレベルは同じ値で評価される形となっている⁴⁵。

本ガイドラインでは、プラント保安分野への適用にあたり、実用的な「パフォーマンス」の評価を行う基準とするため、「ベストエフォートで運用すればよいが、性能の水準の要求が高い」場合があれば「AIPL2」を適用すべきこととする。⁴⁶

ここまで説明した AIPL の考え方を図 2-8 に示す。

⁴⁵ 「機械学習品質マネジメントガイドライン 第1版」は、達成すべき具体的な目標値そのものは応用ごとに異なるため、性能の水準そのものを AIPL の指標に含めていない。本ガイドラインはプラント保安分野に特化しており、具体的応用を想定できることから、性能の水準そのものを AIPL の指標に含めることとした。

⁴⁶ 本ガイドラインのユースケース「配管の肉厚予測」において、性能の要求水準が高い場合の AIPL2 の適用について例示している（3.3.1 2）b.を参照）。

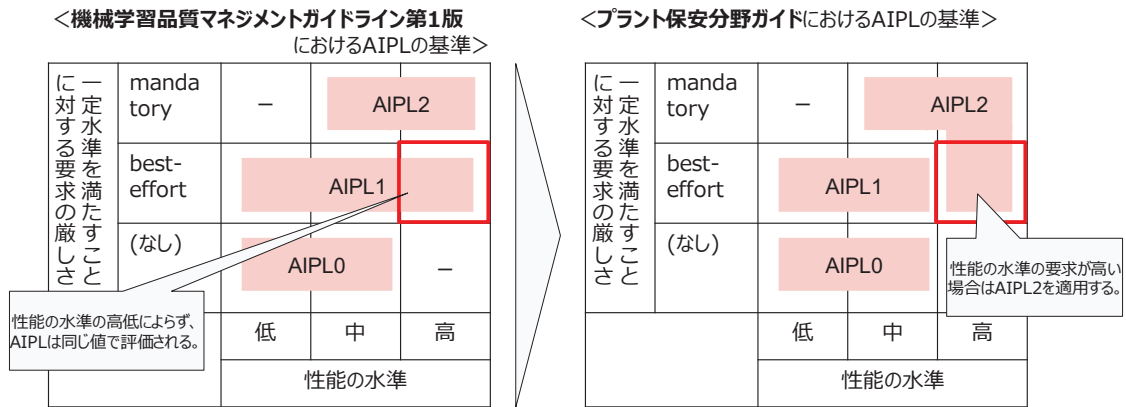


図 2-8 「機械学習品質マネジメントガイドライン 第 1 版」と本ガイドラインの AIPL の考え方

2.2.4 内部品質のレベルの確認

前項でレベルを設定した外部品質は、内部品質を作り込むことにより達成する。前項で設定した AISL/AIPL に応じて、内部品質の要求水準（要求レベル）を設定する⁴⁷。外部品質の AISL/AIPL と内部品質の要求レベルとの対応関係を図 2-9 に示す。例えば、AISL 0.2 もしくは AIPL 2 の場合、内部品質の要求は「レベル 2」となり、内部品質の 8 つの軸それぞれに設定された「レベル 2」の要求事項を適用することとなる。複数の AISL/AIPL について、それぞれ内部品質のレベルを設定し、最も高い内部品質のレベルを用いて要求事項を適用する。

外部品質のレベル				
AISL 0.1	AIPL 1			
AISL 0.2	AIPL 2			
AISL 1	-			
内部品質の軸		レベル1	レベル2	レベル3
要求分析の十分性		<ul style="list-style-type: none"> ✓ 主要な品質低下リスクが発生する原因について検討を行い記録する。 ✓ … 	<ul style="list-style-type: none"> ✓ システム全体での利用時品質低下リスクとその影響について、工学的に一定の網羅性を持つ分析を行い、文書として記録する。 ✓ … 	<ul style="list-style-type: none"> ✓ レベル2に加えて、以下の活動を行う。 ✓ …
データ設計の十分性		<ul style="list-style-type: none"> ✓ … ✓ … 	<ul style="list-style-type: none"> ✓ … ✓ … 	<ul style="list-style-type: none"> ✓ … ✓ …
…		<ul style="list-style-type: none"> ✓ … ✓ … 	<ul style="list-style-type: none"> ✓ … ✓ … 	<ul style="list-style-type: none"> ✓ … ✓ …

図 2-9 外部品質の AISL/AIPL と内部品質の要求レベルの対応

2.2.5 内部品質の要求事項の確認および実行

前項で確認した内部品質のレベルに基づく要求事項に従って、機械学習要素の開発を行

⁴⁷ 「データセットの均一性」のみ、AISL と AIPL にそれぞれ独立に対応したレベル（AISL0.1→LvS1、AISL0.2,1→LvS2、AIPL1→LvE1、AIPL2→LvE2）が設定されている。附録 内部品質確保のための「プラント保安分野での観点」チェックリストの「データセットの均一性」を参照。

う。その際には①「要求事項」、②「プラント保安分野での観点」、③「ユースケース固有の観点」を確認する必要がある。⁴⁸

内部品質の8つの軸及びレベル別の要求事項は、「機械学習品質マネジメントガイドライン 第1版」の要求事項を用いる(①)。

更に本ガイドラインでは、要求事項を実際のプラント保安分野における機械学習要素の開発等に円滑に適用できるよう、プラント保安分野における開発の実例に基づき、プラント保安分野特有の留意点を整理した(②)。また、本次章で説明する5件のユースケースを設定し、ユースケースに固有の留意点も整理している(③)。

①②③は「附録 内部品質確保のための『プラント保安分野での観点』チェックリスト」にまとめており、機械学習要素の構築・運用の際には附録を参照し、「①要求事項」と併せて必要に応じて「②プラント保安分野での観点」「③ユースケース固有の観点」を確認しながら、要求事項を実現する。

これにより、「機械学習要素の『内部品質』の向上を通じてその『外部品質』を必要となるレベルで達成し、最終的なシステムの『利用時品質』を実現する」⁴⁹という階層的な品質確保を実現する。

なお、外部品質の設定段階では機械学習特有の数値目標(例:○%以上の精度)を定めていないが、「リスク回避性」の外部品質に関しては、外部品質のレベル設定(2.2.3)の過程で機械学習要素に要求される数値目標(危険につながる誤判断の発生率等)を定めることができる場合があるほか、本項において機械学習要素を実際に作り込む中で、ユーザー企業・ベンダー企業双方の合意により、PoCの成果やデータの取得状況・学習状況等に応じて、具体的な機械学習特有の数値目標(正解率(Accuracy)、F値など)を設定することができる。

⁴⁸ ①②③は、本ガイドラインの「附録 内部品質確保のための『プラント保安分野での観点』チェックリスト」にまとめている。

⁴⁹ 産業技術総合研究所「機械学習品質マネジメントガイドライン 第1版」

コラム:AIに「精度 100%」は必要？

機械学習は、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ものである。どんなにデータを集めてもデータは現実のサンプルでしかないこと、学習した規則性や判断基準には決まったルールがないことなどから、100%の精度を達成することは原理的に困難である。

一方で、「安全」はプラントにとって至上命題であり、理念目標として「100%安全」を追求することは、プラントオーナーにとって基本的なスタンスである。そのため、プラントオーナーとしては、機械学習要素に対しても、その振る舞いに対して「100%の精度」を求めがちになり、開発目標の実現が困難となってプロジェクトが進まなくなってしまう場合がある。

本ガイドラインでは、機械学習要素単体で高いレベルの安全性を確保することは困難であるとの前提に立ち、安全性を既存のシステムとの組み合わせで確保することで、機械学習要素に過度な安全機能を任せないようにする、という考え方をとっている。

例えば、数ヶ月単位の中長期的な設備の劣化傾向を把握する機械学習利用システム（ユースケース「設備劣化診断(3.3.3)」）を導入する場合、このシステムの目的はあくまで中長期的なメンテナンスの最適化であり、「設備の故障を高精度に検知して安全を守ること」ではない。安全の機能は既存の安全関連系で担保されており、機械学習利用システムが判断を誤っても、機械学習要素導入以前と比べて安全が損なわれることはない。この場合、メンテナンスの最適化に資する精度さえあれば、システムを問題なく運用しメンテナンスを効率化することができる。

また、生産性を向上するための最適な運転パラメータを提示する機械学習利用システム（ユースケース「運転最適化(3.3.5)」）を導入する場合、機械学習要素の出力を監視して、異常な出力に対して運転パラメータの提示範囲を限定する「外部安全機構」や、インターロック等の既存のシステムと組み合わせることで運用することにより、機械学習要素に対して極めて高いレベルの安全性の要求をする必要はなくなる。

加えて、数日～数十分後の短期的な異常の予兆を検知する機械学習利用システム（ユースケース「異常予兆検知・診断(3.3.4)」）を導入する場合、異常予兆のアラートから自動的にプラントを操作するのではなく、運転員が必要な確認を行ってから停止操作等を行う運用にすることで、機械学習要素に求める精度の水準を抑えることができる。

以上のように、機械学習要素単体ではなく、既存の安全関連系や「外部安全機構」、運転員・保全員を含めて総合的に安全を確保することが肝要である。これにより、機械学習の有用性を適切に活かし、保安力と効率性の双方を高めることができる。

次章からは、プラント保安分野における機械学習のユースケースをとりあげ、機械学習要素だけでなく総合的に安全を確保するための検討例を示す。これらを参考にして、自社の事例の安全確保策を考案し、機械学習要素の適切な精度目標を設定することが期待される。

3. プラント保安分野における機械学習のユースケース

3.1 本ガイドラインにおけるユースケースの位置づけ

前節で示した信頼性評価の手順は、機械学習の活用方法を問わず、プラント保安分野の全ての機械学習利用システムに適用できる。しかし、具体的な利用時品質や外部品質の設定や、内部品質の要求事項の実行を円滑に遂行するには、本ガイドラインへの一定程度の習熟を要するため、特に初めてガイドラインを活用する場合は、検討が煩雑になる懸念がある。

そこで、プラント保安分野の典型的な機械学習の活用事例ごとに本ガイドラインを活用する「ユースケース」を示して、利用時品質・外部品質の項目と内部品質の確保策を例示し、ガイドライン活用を検討する際に参考となる情報を提供する。

3.2 対象とするユースケース

本ガイドラインでは、保全（メンテナンス）に用いる機械学習利用システムとして「配管の肉厚予測」「配管の劣化診断」「設備劣化診断」の3件、運転（オペレーション）に用いる機械学習利用システムとして「異常予兆検知・診断」「運転最適化」の2件を取り上げる。各ユースケースの概要を表 3-1 に示す。

表 3-1 ユースケースの概要

ユースケース	導入目的	機能の概要
保全（メンテナンス）に用いる機械学習利用システム		
(1) 配管の肉厚予測	交換サイクルの適正化	配管の流量・内容物から配管の肉厚を予測する
(2) 配管の画像診断	目視点検の負荷軽減	配管の画像から目視点検の要否を判定する（スクリーニング）
(3) 設備劣化診断	交換サイクルの適正化	個別設備の部品の劣化を予測する
運転（オペレーション）に用いる機械学習利用システム		
(4) 異常予兆検知・診断	事故による運転停止の回避	プラントの異常予兆を検知する
(5) 運転最適化	生産効率・品質の維持・向上	目的に応じた最適な操作パラメータを提示する

図 3-1 は、プラントにおける事故等の進展と、本ガイドラインで設定したユースケースとの関係を示している。プラントの保安を事故等の進展（上部の青色のレーン）に対する防護機能ととらえた場合、防護機能を発揮する局面での活動としては、保全活動、運転操作、不適切操作対応、異常時対応、応急対応が挙げられる（中部の緑色のレーン）。それぞれの局面で機械学習の活用機会があると考えられるが、本ガイドラインの執筆時点では、保全活動と運転操作への活用を目的とした事例が多いため、ここに 5 つのユースケースを設定している。⁵⁰

⁵⁰ 今後、ガイドラインの改訂にあたり、プラント保安分野における機械学習利用システムの活用の進展を踏まえ、ユースケースの追加を検討する。

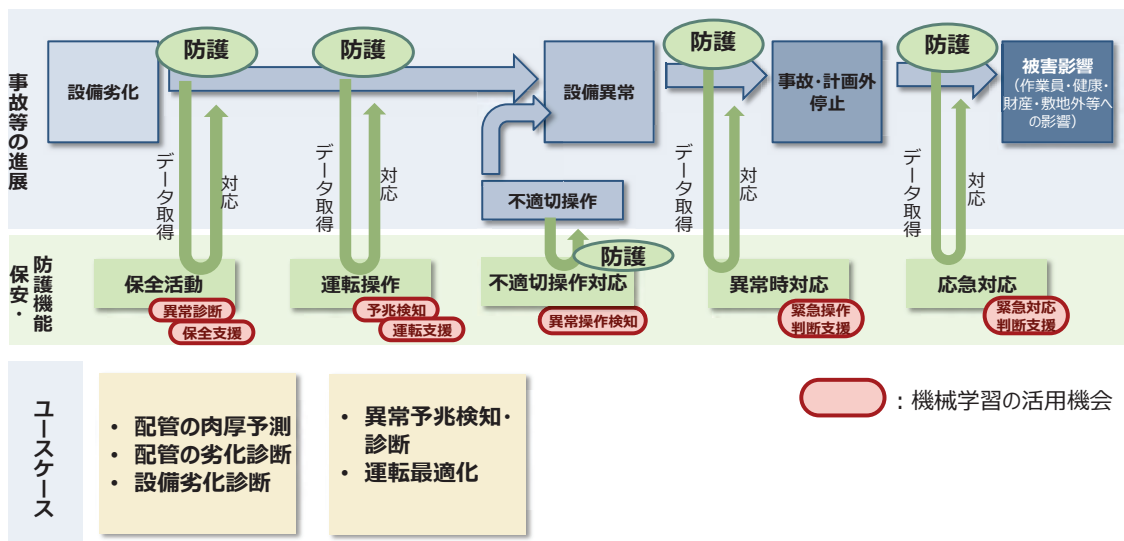


図 3-1 プラントにおける事故等の進展とユースケースの関係

3.3 ユースケースに基づく信頼性評価の具体的適用

本項では、各ユースケースについて、以下の構成で具体的な適用のイメージを示す。

まず「ユースケースの前提」として、例示する機械学習利用システムの機能や構成などの前提を定める。

次に「利用時品質・外部品質の項目例」として、当該ユースケースで検討する利用時品質及び外部品質の具体的な項目を、リスク回避性とパフォーマンスの軸に分けて例示する。外部品質の例示の中で「～（正しい判断の割合など）を『一定』以上にする」「～（誤検知の割合など）を『限りなく小さく』する」のように、『一定』『限りなく小さく』といった具体的な数字を想定した記載がある場合は、外部品質を設定する時点（2.2.2）では数値を決める必要はない。「リスク回避性」の外部品質に関しては、外部品質のレベル設定（2.2.3）の過程で、安全関連系や外部安全機構を確認することを通して機械学習要素に要求される数値目標（危険につながる誤判断の発生率等）を定めることができる場合がある。また、最終的には、機械学習要素を作り込む段階（2.2.5）で、PoCの成果やデータの取得状況・学習状況等に応じて、ユーザー企業・ベンダー企業双方の合意により、機械学習特有の具体的な数値目標（正解率(Accuracy)、F値など）を設定する。

最後に「内部品質確保のための『ユースケース固有の観点』」として、内部品質の要求事項を満たす機械学習要素を開発するための当該ユースケース特有の留意点を提示する。

なお、ユースケースによらずにプラント保安分野で共通的に参照すべき留意点は、「附録内部品質確保のための『プラント保安分野での観点』チェックリスト」にまとめている。本チェックリストは、内部品質を追求する際に活用できるよう、本ガイドラインが示している事項（要求事項とユースケースごとの観点）を一元的に示している。

各ユースケースの冒頭部には、プラント保安分野の事業者における、当該ユースケースに関連する実事例を示しており、ユースケースの理解のための参考とされたい。

なお、本ガイドラインでは、外部品質の AISL 及び AIPL の設定、ならびに、内部品質の要求レベルについては、ユースケースに基づいて示すのは外部品質の項目までであり、具体

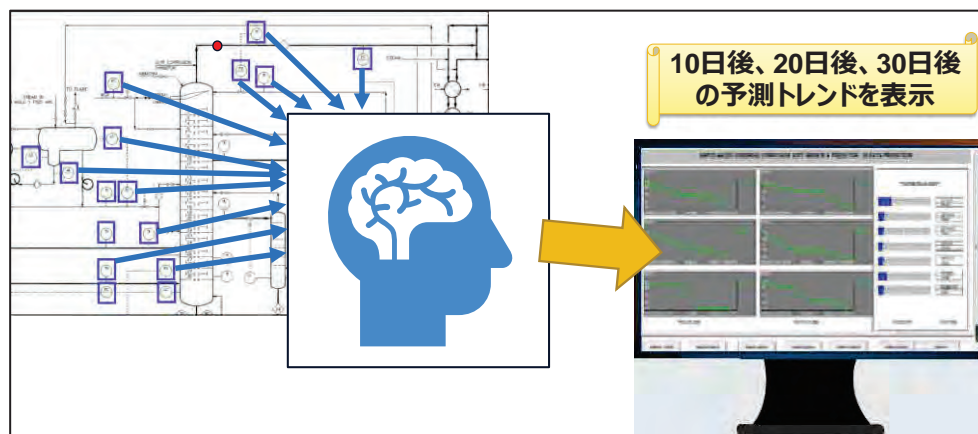
的な要求レベルの設定は行っていない。AISL/AIPL の設定・内部品質の要求レベルの設定は、実際の機械学習利用システム的前提や条件に基づいて、読者が自ら実施する必要がある。

また、本ガイドラインのユースケースは機械学習のモデル等に関して多くの前提を置いた上で、利用時品質や外部品質の具体化や内部品質の要求事項を実現する際の観点の一例を示しているに過ぎない。したがって、読者は、自らが想定している機械学習利用システムの機能要件や構成等とユースケースを比較し、ユースケースの例示を柔軟に適用していくことが必要である。

3.3.1 配管の肉厚予測

※本事例は、「配管の肉厚予測」のイメージとして掲載するものであり、以降のユースケースの記述の前提ではない。

関連事例:「腐食による配管減肉量推定」(横河電機株式会社)⁵¹



石油精製で使用する常圧蒸留塔の上部配管は宿命的に腐食が発生する。腐食の進行を見える化することで、メンテナンスの効率化、運転調整による腐食の進行調節を行う。

蒸留塔上部配管に関連する 20 か所のプロセスデータと肉厚の定期測定値の 2 年分を学習データとし、プロセスデータと減肉進行の関係を回帰モデル(教師あり)でモデル化。オペレータの画面にリアルタイムの減肉の推定量を表示することで、メンテナンスのタイミングを適正化するとともに、オペレータが配管の状態をより意識した運転を実施することも可能になった。

1) ユースケースの前提

a. 概要

ユースケース「配管の肉厚予測」は、減肉の進行を予測に基づいて察知して安全を守ることと、逆に過度な点検や取り替え作業を削減してメンテナンスを効率化することを目的として、プロセスデータ等から現在の配管の肉厚を予測する機械学習利用システムである。

現状、減肉に伴う配管メンテナンスは主に定期的に行う時間基準保全(Time Based Maintenance: TBM)で実施されているが、定期的な点検間に急激な腐食が進行するケースや、まだメンテナンスの必要がない配管を点検・交換してしまう逸失利益が多く生じるケースがある。これを肉厚の予測に応じた状態基準保全(Condition Based Maintenance: CBM)に移行することで、保安力を向上するとともに逸失利益を削減することが期待できる。

⁵¹ 本事例は、「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～」に詳細を記載している。併せて参照されたい。

b. 機能要件

本ユースケースでは、機械学習利用システムの機能要件として、「配管の肉厚を予測する」を設定する。

c. 導入イメージ

本ユースケースでは、導入のイメージを図 3-2 のように設定している。従来のプラントの配管のメンテナンスは、設置された配管を決められた期間で定期的に保全員が確認している (TBM)⁵²。一方、機械学習利用システムの導入後は、機械学習要素が現在の配管の肉厚をリアルタイムで予測し、肉厚の予測値を保全員に出力する。保全員はこの出力内容と各種センサデータから、肉厚の実測を行うべきかどうか判断する。

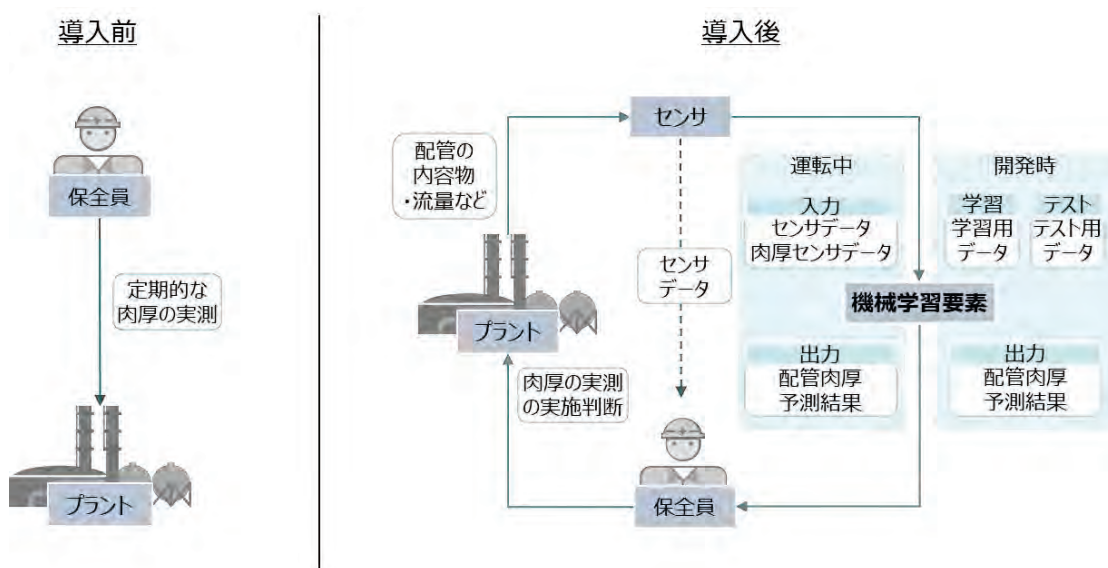


図 3-2 ユースケース「配管の肉厚予測」の導入イメージ (例)

d. 他のシステムとの関係

本ユースケースでは、機械学習要素と他のシステムとの関係を図 3-3 のように設定している。機械学習要素は、配管の内容物や流量などのデータを入力として、配管の肉厚を予測し、肉厚の予測値を出力し、肉厚予測値は保全員に対して提示される。保全員は肉厚予測値が、メンテナンスが必要なしきい値を超えているかを判断し、各種センサ等の従来収集しているデータも勘案して、メンテナンスが必要かどうかの判断を行う。

機械学習要素の出力（肉厚の予測値）を監視・補正する外部安全機構は存在しない。また、配管の内容物の漏洩を防ぐための機械学習利用システムと独立の安全関連系も存在しないことを想定する。

⁵² 現在、多くのプラントオーナー事業者は、配管のリスク等に応じて年に数回（年に1回～1ヶ月に1回程度）、作業員が肉厚の実測を行っている。なお、法定義務に関しては、例えば高圧ガス保安法およびその関連規則では、1年に1度の肉厚測定を求められており、それ以上の頻度は自主的な保安活動と位置づけられる。

このため、本ユースケースの前提の下では、「AISL 表」を参照する際に「③」の列を適用することとなる。

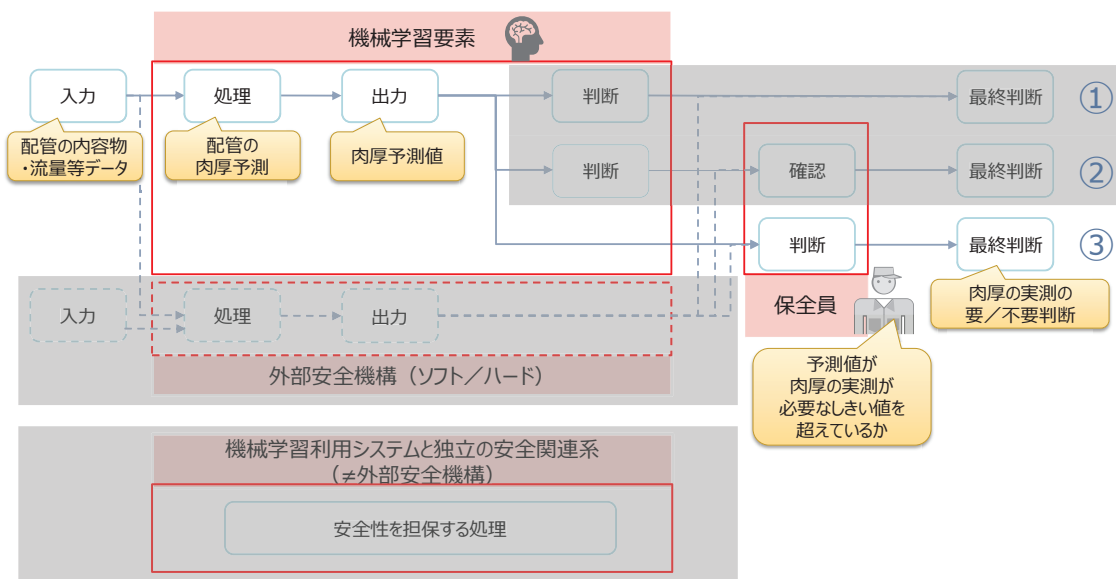


図 3-3 ユースケース「配管の肉厚予測」における機械学習要素と他のシステムの関係 (例)

e. 機械学習要素の構成

本ユースケースでは、機械学習要素の構成を表 3-2 のように設定している。肉厚の値を予測するため、学習モデルとして、配管の減肉に影響すると考えられる内容物の種類・流量・流速・配管の材料・圧力などと、肉厚の値との関係を学習する教師ありの回帰モデルを想定する。学習データとしては配管の減肉に影響する各種データと肉厚の実測値を用い、テストデータにも同様のデータを用いる。

表 3-2 「配管の肉厚予測」の機械学習要素の構成 (例)

学習手法	回帰(教師あり)
学習モデル	配管の内容物・流量・流速・材質・圧力などと肉厚値の関係を学習
運用時の入力データ	配管の内容物・流量・流速・材質・圧力データ
開発時の学習データ	配管の内容物・流量・流速・材質・圧力データ、肉厚センサデータ(実測値)
開発時のテストデータ	配管の内容物・流量・材質・流速・圧力データ、肉厚センサデータ(実測値)

2) 利用時品質・外部品質の項目例

本ユースケースの設定を前提とし、利用時品質・外部品質の項目を表 3-3 の通り設定する。2 章に示した階層的な品質確保の手順 (図 3-4) においては、「①機械学習を用いたシステムで実現したいことを設定」「②機械学習要素に求める出力を設定し、その達成レベルを決める」に該当する。

表 3-3 ユースケース「配管の肉厚予測」の利用時品質・外部品質の項目例

利用時品質	外部品質
リスク回避性	
保全員による肉厚の実測が必要な配管を見落とさない(S-U1)	実際よりも肉厚を厚く予測する誤差を一定以内に抑える (S-E1)
パフォーマンス	
必要以上のメンテナンスを行わなくてよいようにする(P-U1)	実際よりも肉厚を薄く予測する誤差を一定以内に抑える(P-E1)

注) 各項目の記号は、項目間の関係を明らかにするために説明の都合上付与しているものであり、本ガイドラインとして付与を求めるものではなく、レベルの大小とも無関係である。なお、S: Safety、P: Performance、U: Use、E: External を意味する。

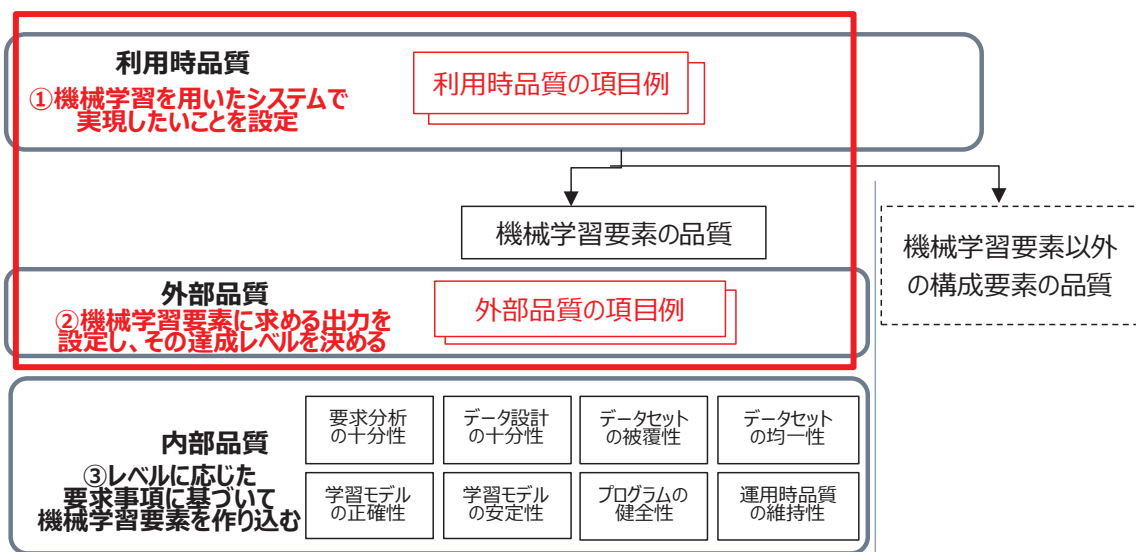


図 3-4 階層的な品質確保における利用時品質・外部品質項目設定の位置づけ

a. 「リスク回避性」に関する検討例

機能要件「配管の肉厚を予測する」を踏まえ、「リスク回避性」の観点から、機能要件が達成されないことで人的・経済的被害が生じることを防ぐための品質管理を行うために、管理対象である利用時品質及び外部品質を具体的に設定する。

● 利用時品質

人的・経済的被害の予防という観点からは、肉厚の予測を誤り、実際には減肉が進んで肉厚が要交換の基準値以下になってしまうということが望ましくない。このリスクを回避するために、「リスク回避性」属性の利用時品質として「保全員による肉厚の実測が必要な配管を見落とさない(S-U1)」という項目を設定する。

- 外部品質

設定した利用時品質に対し、機械学習要素のアウトプットに求める外部品質を定める。「保全員による肉厚の実測が必要な配管を見落とさない(S-U1)」という利用時品質に対応する外部品質は、「実際よりも肉厚を厚く予測する誤差を小さくする(S-E1)」と設定する。ここで「実際の肉厚との予測誤差」ではなく、「実際よりも肉厚を大きく予測する誤差」としているのは、単に予測が外れることをリスクととらえているのではなく、実際の肉厚よりも厚く予想してメンテナンスのタイミングが遅れる間に減肉が決定的に進み内容物が漏洩し、人的・経済的損失が発生するというリスクを想定しているためである。一方で「実際よりも肉厚を薄く予測する誤差」も考えられるが、こちらは後段で「パフォーマンス」軸の品質として設定する。

この外部品質に対し、必要な外部品質のレベル「AISL」を設定する。「実際よりも肉厚を厚く予測する誤差を小さくする(S-E1)」に対し、実際よりも肉厚を厚く予測した場合に想定される人的・経済的被害の大きさを検討し、基準に従って AISL を設定する。設定した AISL が機械学習要素の AISL となり、これに応じて内部品質の要求レベルが決まる。

b. 「パフォーマンス」に関する検討例

機能要件「配管の肉厚を予測する」を踏まえ、「パフォーマンス」の観点からは、機能要件を望ましい水準で達成するための品質管理を行うために、管理対象である利用時品質及び外部品質を具体的に設定する。

- 利用時品質

配管の肉厚予測では、作業員による肉厚の実測などのメンテナンスの頻度を適切な(＝必要以上に多くない)水準とすることが求められる。必要以上にメンテナンスの頻度が高くなると、保全のコストや機会損失が大きくなるため、「リスク回避性」軸の利用時品質で安全を確保することを前提として、可能な限り交換の頻度を抑えることが合理的である。そのため、利用時品質としては「必要以上のメンテナンスを行わなくてよいようにする(P-U1)」という項目を設定する。

- 外部品質

設定した利用時品質に対し、機械学習要素のアウトプットに求める外部品質を定める。「必要以上のメンテナンスを行わなくてよいようにする(P-U1)」という利用時品質に対応する外部品質は、「実際よりも肉厚を薄く予測する誤差を一定以内に抑える(P-E1)」と設定する。プラントの保全の管理者が認識する「必要以上のメンテナンスが発生すること」を、機械学習要素のアウトプットに置き換え、「実際よりも肉厚を薄く予測する」と表現している。

この外部品質に対し、必要な外部品質のレベル「AIPL」を設定する。「実際よりも肉厚を小さく予測する誤差を一定以内に抑える(P-E1)」に対し、求める正答率の水準や、必須とする度合いを検討し、基準に従って AIPL を設定する。なお、配管のメンテナンスについては交換について、(「リスク回避性」で安全を確保することは前提に)経済性をできるだけ限り追求する厳しい要求水準を求める場合、必要に応じて「AIPL2」を適用することも考

えられる。

3) 内部品質確保のための「ユースケース固有の観点」

本ユースケースの設定を前提とした場合の、内部品質の各要求事項を実現するための留意点（「観点」）を表 3-4 に示す。以下に記載する「観点」は、本ユースケースに近い機械学習要素を開発する場合に、参考にすることができる。2 章に示した階層的な品質確保の手順（図 3-5）においては、「③レベルに応じた要求事項に基づいて機械学習要素を作り込む」に該当する。

表 3-4 「配管の肉厚予測」に係る「ユースケース固有の観点」

※本ケースの内部品質の要求事項と観点の一覧は附録のチェックリストを参照

内部品質	要求事項 ⁵³	ユースケース固有の観点
要求分析の 十分性	(要求事項共通)	<ul style="list-style-type: none"> 腐食の種類によって「データ設計の十分性」「データセットの被覆性」の評価にも影響するため、どの腐食を対象とするかという点まで絞り込む。
データ設計 の十分性	<ul style="list-style-type: none"> (Lv1)また、特に重要と考えられる環境要因の差異に対する属性を抽出し、大きなリスクの要因との組み合わせに対応するケースを用意すること。 	<ul style="list-style-type: none"> 「環境要因」とは、ここでは気候、塩分（海からの距離や風向などの地域性）などを指す。
データセット の被覆性	<ul style="list-style-type: none"> (Lv1)テスト用データセットの取得源や方法を検討し、応用の状況に対して偏りが無いことを期待できるようにすること。 	<ul style="list-style-type: none"> 「応用の状況」とは、ここでは対象とする配管や観測の頻度、評価の時間軸（リアルタイムの予測を行うか等）などを指す。
	(要求事項共通)	<ul style="list-style-type: none"> 配管の内容物・流量・材質・流速・圧力など、前提としている属性のデータの範囲がカバーできているか注意する。
データセット の均一性	(要求事項共通)	<ul style="list-style-type: none"> 上記の属性のカバーすべきデータの各範囲のデータ量が十分にことに注意する。 ある範囲のデータ量が十分でない場合、その範囲の予測精度が低くなることを認識する。
機械学習モ デルの正確 性	—	—
機械学習モ デルの安定 性	—	—

⁵³ 表中では、「機械学習品質マネジメントガイドライン 第1版」記載の要求事項について、「ユースケース固有の観点」に関連するもののみ抜粋している。本表に記載していない項目も、要求事項に含まれる。

内部品質	要求事項 ⁵³	ユースケース固有の観点
プログラムの健全性	—	—
運用時品質の維持性	(要求事項共通)	<ul style="list-style-type: none"> 既存手法による交換要否判断や、実際の交換時の配管の状態等を踏まえ、実際の正解度や見落としの有無を検証する。 本ケースは特に精度の維持の重要性が高いため、モデル構築時の前提、教師データ類を整理しておき、運用開始後の変更管理において都度確認する。

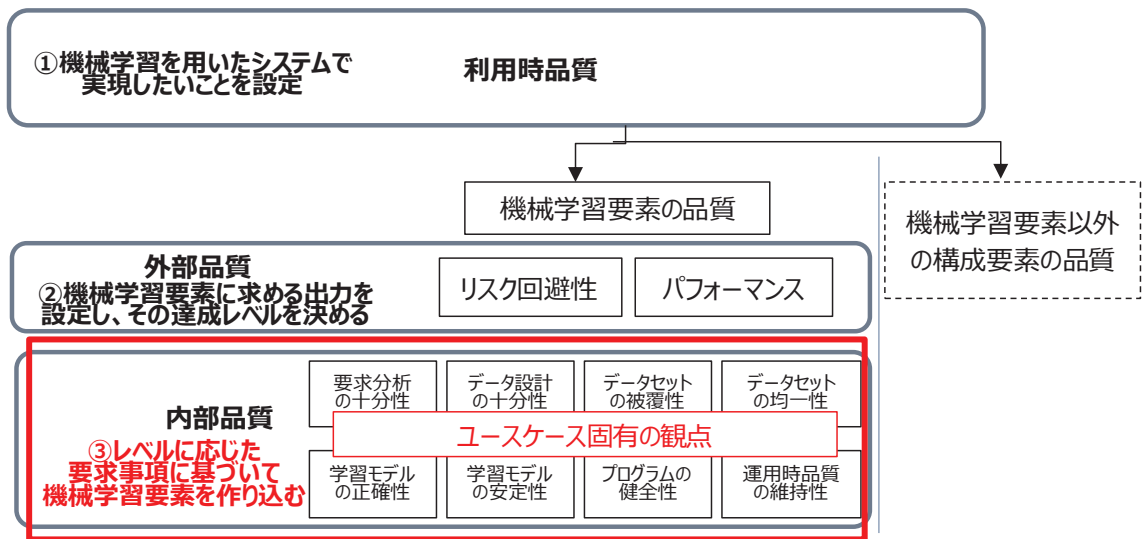
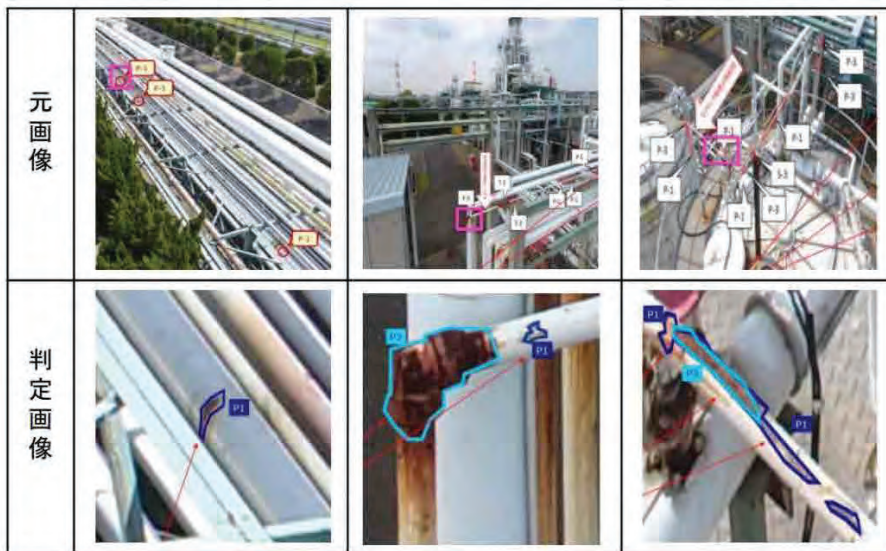


図 3-5 階層的な品質確保における「ユースケース固有の観点」の位置づけ

3.3.2 配管の画像診断

※本事例は、「配管の画像診断」のイメージとして掲載するものであり、以降のユースケースの記述の前提ではない。

関連事例：「画像の自動判別による配管外面の腐食箇所の抽出」
(プラントオーナー企業 X 社)



配管外面の腐食の検出は、定期的な点検作業によって行われており、作業負荷が高い。特に高所の配管は足場が必要になり、高頻度の点検は難しい。そこで、本システムでは、機械学習による腐食箇所のスクリーニング技術と、ドローンによる配管画像撮影技術を組み合わせることで、点検作業の負荷削減、点検範囲の拡大、点検の高頻度化を実現する。

過去に撮影した配管外面の画像データ(腐食無し／腐食有りのラベル付き)を用いた分類モデル(教師あり)を利用。撮影した配管外面の画像をインプットとし、腐食有りと判定した画像をスクリーニング結果として保全員に提示する。保全員が画像を確認した場合、現場で腐食状況を確認し、対応要否を判断する。

1) ユースケースの前提

a. 概要

ユースケース「配管の画像診断」は、配管外面の点検作業の負荷軽減を目的として、保全員による目視点検が必要な箇所をスクリーニングする機械学習利用システムである。従来、配管外面の腐食の点検は定期的に保全員が目視で実施しており、大きな労力を要している。スクリーニングにより保全員が目視で点検すべき箇所を限定することができれば、労力削減効果が大きい。また、ベテラン保全員に依存する業務量を減らすことができ、中長期的に保安力を維持することができる。

本ユースケースは画像の撮影手段を限定するものではないが、上記の関連事例のようにドローンによる撮影と組み合わせて活用する場合は、高所作業用の足場が必要になる高所の配管の点検が高頻度でできるため、更に大きなコスト削減効果と安全性の向上が期待できる。

b. 機能要件

本ユースケースでは、機械学習利用システムの機能要件として、「配管の画像から目視点検要否を判定する」を設定する。

c. 導入イメージ

本ユースケースでは、導入のイメージを図 3-6 のように設定している。従来の配管の腐食有無の判断は、定期的に保全員が配管を目視で確認することで行っていた。一方、機械学習利用システム導入後は、配管の画像から、当該箇所の腐食が保全員による目視点検が必要か否かを機械学習要素が判定し、保全員に対して要否判定結果を出力する。保全員は当該箇所の画像データを確認し、現場での目視点検結果によって配管の補修や交換を実施すべきかを判断する。

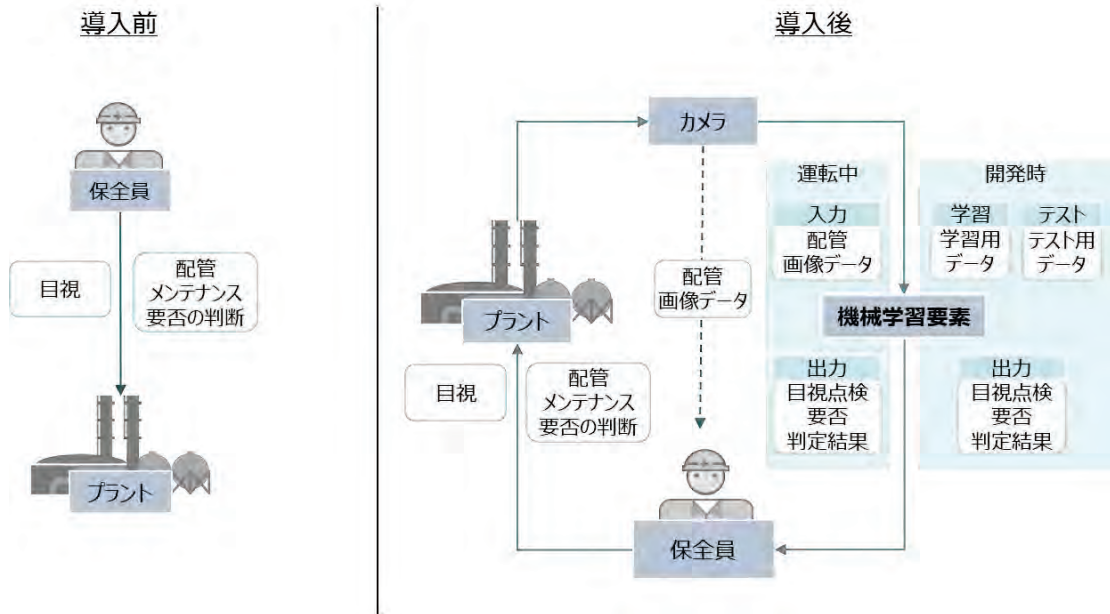


図 3-6 ユースケース「配管の画像診断」の導入イメージ (例)

d. 他のシステムとの関係

本ユースケースでは、機械学習要素と他のシステムとの関係を図 3-7 のように設定している。機械学習要素は、配管画像データを入力として目視点検の要否を判定し、要否の判定結果を保安員に対して出力する。本ユースケースの機械学習要素の出力は、目視点検の実施要否のスクリーニングを目的としたものであるため、判断の内容によって後段のフローが分岐すると想定する。目視点検が不要であると判断した場合、目視点検は実施しないという最終判断結果となる。目視点検が必要であると判断した場合、保安員が画像を確認して本当に目視点検が必要かどうかを判断し、その判断をもって最終判断とすると想定する。機械学習要素の出力（目視点検の要否）そのものを監視・補正する外部安全機構は存在しないと考ええる。このため、「AISL 表」を参照する際には、より高いレベルが設定される①の列を適用する必要がある。また、配管の内容物の漏洩を防ぐための機械学習利用システムと独立の安全関連系も存在しないことを想定する。

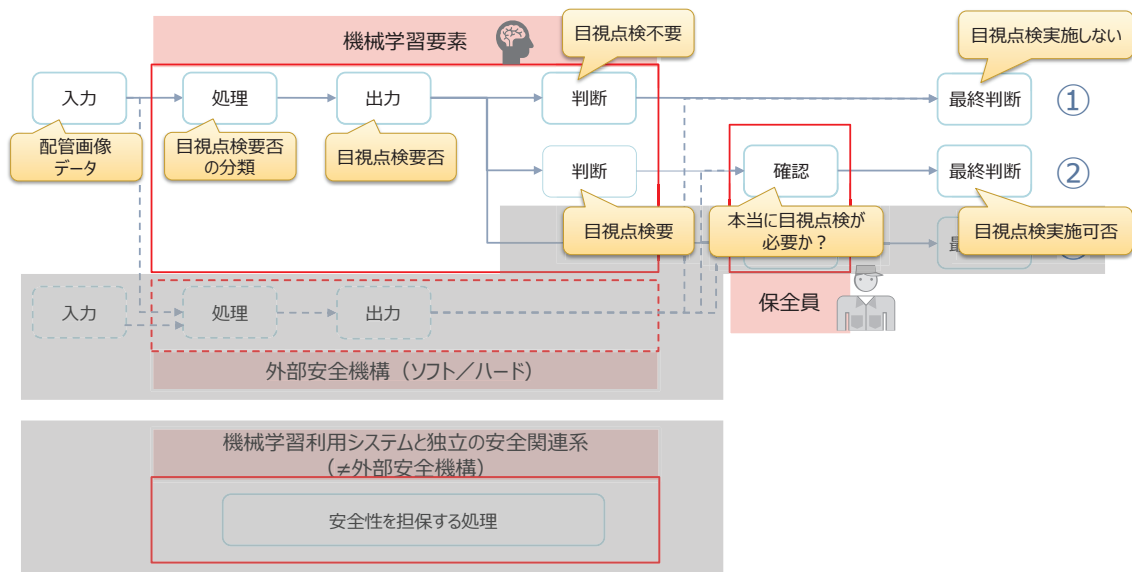


図 3-7 ユースケース「配管の画像診断」における機械学習要素と他のシステムの関係（例）

e. 機械学習要素の構成

本ユースケースでは、機械学習要素の構成を表 3-5 のように設定している。過去の定期的な配管の保全活動等において配管を撮影した画像が収集されており、それらの画像の腐食の状態に対して目視点検の要否のラベル付けを行う。学習モデルとしては、それらの画像データを背景として、配管画像の特徴から目視点検要否を分類する教師ありの分類モデルを想定する。学習データとしては配管画像データとその配管画像の目視点検要否ラベルを用い、テストデータにも同様のデータを用いる。

表 3-5 「配管の画像診断」の機械学習要素の構成（例）

学習手法	分類(教師あり)
学習モデル	配管画像の特徴から目視点検要否を分類する分類モデル
運用時の入力データ	配管画像データ
開発時の学習データ	配管画像データ+目視点検要否ラベル
開発時のテストデータ	配管画像データ+目視点検要否ラベル

2) 利用時品質・外部品質の項目例

本ユースケースの設定を前提とし、利用時品質・外部品質の項目を表 3-6 の通り設定する。2章に示した階層的な品質確保の手順（図 3-8）においては、「①機械学習を用いたシステムで実現したいことを設定」「②機械学習要素に求める出力を設定し、その達成レベルを決める」に該当する。

表 3-6 ユースケース「配管の画像診断」の利用時品質・外部品質の項目例

利用時品質	外部品質
リスク回避性	
目視点検が必要な配管を見落とさない(S-U1)	目視点検が「要」である場合に、「不要」であると判定する誤判定率を限りなく小さくする(S-E1)
パフォーマンス	
保全員の目視点検実施数を少なく抑える(P-U1)	目視点検が「不要」である場合に、「要」であると判定する誤判定率を一定以内にする(P-E1)

注) 各項目の記号は、項目間の関係を明らかにするために説明の都合上付与しているものであり、本ガイドラインとして付与を求めるものではなく、レベルの大小とも無関係である。なお、S: Safety、P: Performance、U: Use、E: External を意味する。



図 3-8 階層的な品質確保における利用時品質・外部品質項目設定の位置づけ

a. 「リスク回避性」に関する検討例

機能要件「配管の画像から目視点検要否を判定する」を踏まえ、「リスク回避性」の観点からは、機能要件が達成されないことで人的・経済的被害が生じることを防ぐための品質管理を行うために、管理対象である利用時品質及び外部品質を具体的に設定する。

- 利用時品質

人的・経済的被害の予防という観点からは、目視点検が必要な配管が見逃されることは望ましくない。このリスクを回避するために、「リスク回避性」属性の利用時品質として「目視点検が必要な配管を見落とさない(S-U1)」という項目を設定する。

- 外部品質

設定した利用時品質に対し、機械学習要素のアウトプットに求める外部品質を定める。

「目視点検が必要な配管を見落とさない(S-U1)」という利用時品質に対応する外部品質は、「目視点検が『要』である場合に、『不要』であると判定する誤判定率を限りなく小さくする(S-E1)」と設定する。

この外部品質に対し、必要な外部品質のレベル「AISL」を設定する。「目視点検が『要』である場合に、『不要』であると判定する誤判定率を限りなく小さくする(S-E1)」に対し、目視点検が必要な配管画像を誤って不要であると判定した場合に想定される人的・経済的被害の大きさを検討し、基準に従って AISL を設定する。なお、機械学習要素が「目視点検不要」と判断する場合、保全員が目視確認を行うことが無いため、AISL 表において、「人間による代替システムが用意されておらず、機械学習要素の判断結果がそのまま運転・点検に反映される」基準に相当するとして AISL の設定を行う。設定した AISL が機械学習要素の AISL となり、これに応じて内部品質の要求レベルが決まる。

b. 「パフォーマンス」に関する検討例

機能要件「配管の画像から目視点検要否を判定する」を踏まえ、「パフォーマンス」の観点からは、機能要件を望ましい水準で達成するための品質管理を行うために、管理対象である利用時品質及び外部品質を具体的に設定する。

● 利用時品質

配管の画像診断では、目視点検の頻度を適切な水準とすることが求められる。必要以上に目視点検の頻度が高くなると、労力の削減の効果が得られず、望ましくない。そのため、利用時品質としては「保全員の目視点検実施数を少なく抑える(P-U1)」という項目を設定する。

● 外部品質

設定した利用時品質に対し、機械学習要素のアウトプットに求める外部品質を定める。「保全員の目視点検実施数を少なく抑える(P-U1)」という利用時品質に対応する外部品質は、「目視点検が『不要』である場合に、『要』であると判定する誤判定率を一定以内にする(P-E1)」と設定する。プラントの保全の管理者が認識する「必要以上の目視点検が発生すること」を、機械学習要素のアウトプットに置き換え、「実際には目視点検が不要である配管画像を、目視点検が必要と判定する誤判定」と表現している。

この外部品質に対し、必要な外部品質のレベル「AIPL」を設定する。「目視点検が『不要』である場合に、『要』であると判定する誤判定率を一定以内にする(P-E1)」に対し、求める正答率の水準や、必須とする度合いを検討し、基準に従って AIPL を設定する。

3) 内部品質確保のための「ユースケース固有の観点」

本ユースケースの設定を前提とした場合の、内部品質の各要求事項を実現するための留意点（「観点」）を表 3-7 に示す。以下に記載する「観点」は、本ユースケースに近い機械学習要素を開発する場合に、参考にすることができる。2 章に示した階層的な品質確保の手順（図 3-9）においては、「③レベルに応じた要求事項に基づいて機械学習要素を作り込む」に該当する。

表 3-7 「配管の画像診断」に係る「ユースケース固有の観点」

※本ケースの内部品質の要求事項と観点の一覧は附録のチェックリストを参照

内部品質	要求事項 ⁵⁴	ユースケース固有の観点
要求分析の 十分性	(要求事項共通)	<ul style="list-style-type: none"> 保温材が巻かれている配管を取り扱う場合は、配管そのものの劣化ではなく、保温材の劣化が対象となる点に注意する。
データ設計 の十分性	<ul style="list-style-type: none"> (Lv1)また、特に重要と考えられる環境要因の差異に対する属性を抽出し、大きなリスクの要因との組み合わせに対応するケースを用意すること。 	<ul style="list-style-type: none"> 「環境要因」とは、ここでは日照、天気、季節、時間帯などを指す。
	(要求事項共通)	<ul style="list-style-type: none"> 配管によって塗装や防錆塗装あるいは配管そのものの地肌の色が異なっているため、それらの違いを加味して精度を確保する。 配管上に積雪があるケース等、画像により直接配管外面を確認することができない場合があることを把握する。 撮影方法のルール・留意点の整備によりデータの品質を一定レベルとすることについて検討する。 画像のブレに対処するためモデルにより吸収することも考えられるが、システムの複雑化・不確定要素の増加を招く可能性を把握する。
データセット の被覆性	(要求事項共通)	<ul style="list-style-type: none"> 周囲の環境(日照、時刻など)やドローン撮影での画像のブレなど、入力画像が不鮮明になる場合の対応を検討する。 環境要因の各属性のデータの範囲がカバーできているか注意する。
データセット の均一性	(要求事項共通)	<ul style="list-style-type: none"> 上記の属性のカバーすべきデータの各範囲のデータ量が十分であることに注意する。 ある範囲のデータ量が十分でない場合、その範囲の予測精度が低くなることを認識しておく。
機械学習モデルの正確性	—	—
機械学習モデルの安定性	—	—

⁵⁴ 表中では、「機械学習品質マネジメントガイドライン 第1版」記載の要求事項について、「ユースケース固有の観点」に関連するもののみ抜粋している。本表に記載していない項目も、要求事項に含まれる。

内部品質	要求事項 ⁵⁴	ユースケース固有の観点
プログラムの健全性	—	—
運用時品質の維持性	(要求事項共通)	<ul style="list-style-type: none"> 運用段階で撮影した画像での精度検証を行う。「目視点検要」と判定され実際に目視点検を実施した結果を記録し、これと対照して、判定精度が低い場合は、判定に用いた入力画像やモデルを重点的にチェックする。

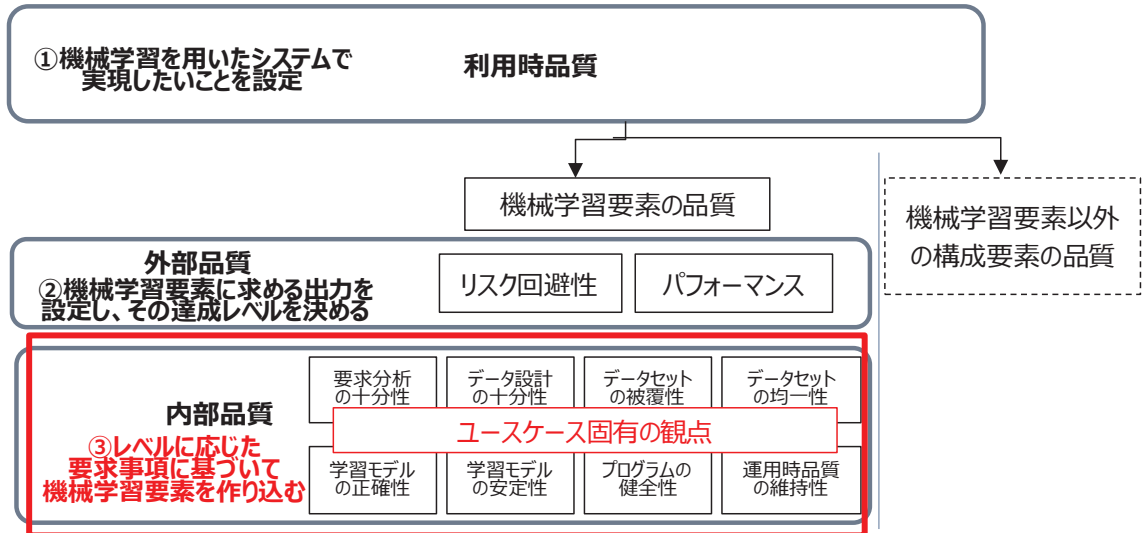
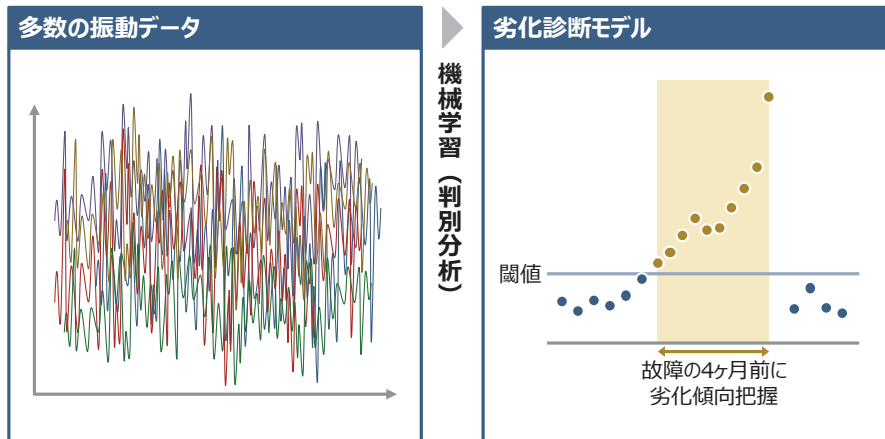


図 3-9 階層的な品質確保における「ユースケース固有の観点」の位置づけ

3.3.3 設備劣化診断

※本事例は、「設備劣化診断」のイメージとして掲載するものであり、以降のユースケースの記述の前提ではない。

関連事例:「攪拌機の劣化診断」(プラントオーナー企業 Y 社)



※ 劣化傾向の早期把握により、メンテナンス計画や調達を最適化する目的で導入 (安全関連とは独立)

これまで、攪拌機⁵⁵の各部に設置された振動センサにより、故障の数週間前に異常な振動を検出し、設備の停止判断やメンテナンスを実施していた。

しかし、機械学習で振動データ等を分析すると、攪拌機の軸受けと減速機の振動変位の間には存在する通常の相関関係が、故障の数か月前から逸脱することが判明した。数か月前から劣化の兆候を検出できるようになれば、メンテナンス計画や調達の最適化が期待できる。

過去の振動データに対し、軸受けと減速機の振動変位の相関を変数化し、上記した通常の相関関係からの逸脱度をマハラノビス距離⁵⁶を用いた判別分析により指標化し危険度として出力する。なお、本システムは数ヶ月単位のメンテナンス・調達計画の最適化のみに活用しており、設備故障の把握による安全確保は、本システムと独立のシステムで別途実施している。

1) ユースケースの前提

a. 概要

ユースケース「設備劣化診断」は、プラント設備の特定の部品の劣化傾向の早期発見を目的として、プラント設備の数週間～数か月の長期的な未来に顕在化する異常の予兆を事前に検知する機械学習利用システムである。プラント設備の部品劣化を早い段階で把握できれば、メンテナンス計画や部材調達計画への反映、劣化を遅らせる運転の実施など、プラントの保全活動において効果大きい。

なお、数日～数十分後の短期的な未来に発生し得るプラントの異常を検知する機械学

⁵⁵ タンク内で液体と液体、液体と個体等を混ぜ合わせ、化学反応や混合等を進めるための装置。

⁵⁶ データの分散を考慮して、あるデータがデータ群からどの程度離れているかを表す量。異常データの判別に用いられることが多い。

習利用システムのユースケースは「3.3.4 異常予兆検知・診断」を参照。

b. 機能要件

本ユースケースでは、機械学習利用システムの機能要件として、「個別設備の部品の将来の劣化傾向を予測する」を設定する。

c. 導入イメージ

本ユースケースでは、導入のイメージを図 3-10 のように設定している。従来のプラント設備の劣化診断は、プラント設備に設置された複数のセンサの値を定期的に保全員が読み取り、センサの値が予め定められたしきい値から逸脱していた場合に交換実施の判断を行っていた。一方、機械学習利用システムの導入後は、機械学習要素が設備の劣化傾向有無を判定し、劣化傾向有りと判定された場合に保全員に対してアラートを提示する。保全員はこの提示内容と設備の稼働データから、部品の点検や交換の要否を判断する。

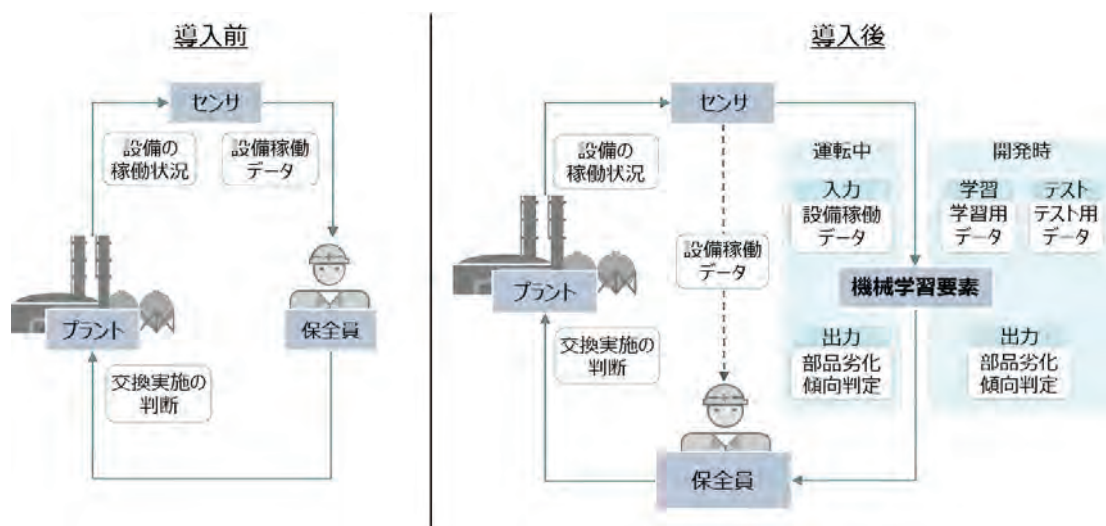


図 3-10 ユースケース「設備劣化診断」の導入イメージ (例)

d. 他のシステムとの関係

本ユースケースでは、機械学習要素と他のシステムとの関係を図 3-11 のように設定している。機械学習要素は、設備の稼働データを入力として劣化傾向の有無を分類し、その結果を保全員に出力する。保全員は、設備の対象部材の劣化傾向が交換・メンテナンスが必要なレベルかどうかを判断し、最終判断として交換・メンテナンスの要否の判断を行う。このため、本ユースケースの前提の下では、「AISL 表」を参照する際に「③」の列を適用することとなる。

機械学習要素の判断（設備の劣化傾向の有無）そのものを監視・補正する外部安全機構は存在しないとする。

なお、本ユースケースの機械学習利用システムは、中長期的に故障の兆候を検知して保全活動を効率化するために設備の劣化を診断するものとし、差し迫った設備の故障状況

を検知する既存システムは全く別の系として存在するものとの前提を置く。

このように、機械学習利用システムは純粋に保全活動の効率化を目的としたもので、安全性は既存システムで担保するものと想定する。そのため、本ユースケースの前提の下では、「リスク回避性」の評価は実施しない。これは、あくまで本ガイドラインで例示した前提のもとで判断されるものであり、本ユースケースに類似するあらゆるケースで「リスク回避性」の検討が不要であることを意味しない。機械学習要素に求める安全機能の水準は、個別の適用ごとに判断する必要がある。

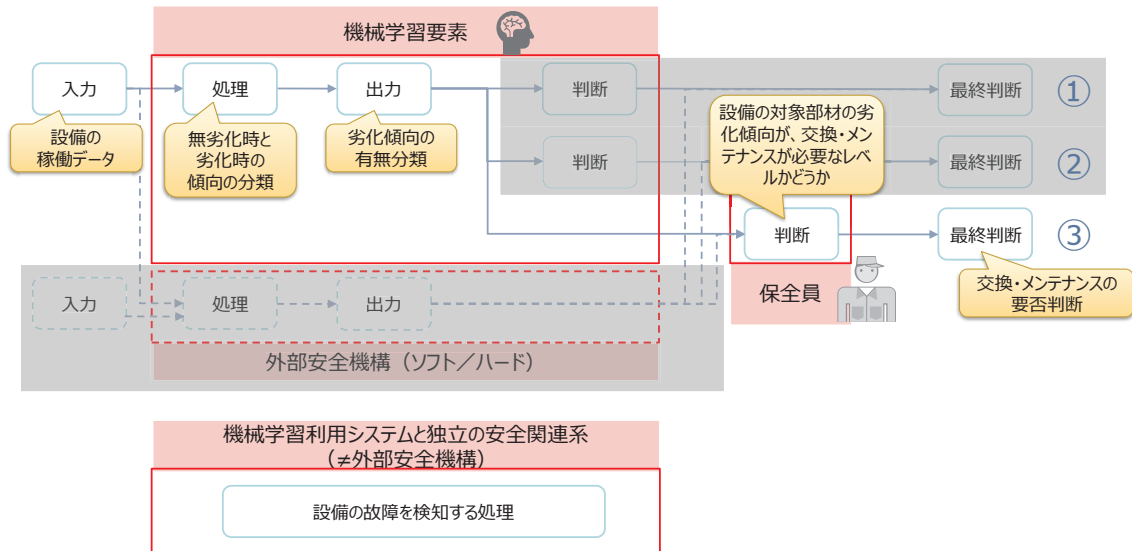


図 3-11 ユースケース「設備劣化診断」における機械学習要素と他のシステムの関係（例）

e. 機械学習要素の構成

本ユースケースでは、機械学習要素の構成を表 3-8 のように設定している。学習モデルとして、劣化がある場合と無い場合のそれぞれの変数の分布を学習する判別分析の分類モデルを想定する。したがって、ある時点の設備の稼働時系列データを入力とした場合、稼働データが劣化時の分布に分類された場合に劣化傾向有りとして出力する。学習データとしては過去の設備の稼働時系列データと将来の劣化有無ラベルを用い、テストデータにも同様のデータとラベルを用いる。劣化有無のラベル付与はその時点ではなく将来の劣化発生有無のラベルを付与することを想定する。ここでの「将来」は数週間～数か月の長期的な未来を想定する。

表 3-8 「設備劣化診断」の機械学習要素の構成（例）

学習手法	分類(教師あり)
学習モデル	劣化時・無劣化時の稼働データから、変数の分布を学習
運用時の入力データ	設備稼働時系列データ
開発時の学習データ	過去の設備稼働時系列データ+将来の劣化有無ラベル
開発時のテストデータ	過去の設備稼働時系列データ+将来の劣化有無ラベル

2) 利用時品質・外部品質の項目例

本ユースケースの設定を前提とし、利用時品質・外部品質の項目を表 3-9 の通り設定する。本ユースケースでは、機械学習利用システムは純粋に保全活動の効率化を目的としたもので、安全性は既存システムで担保するものとする。そのため、「リスク回避性」の利用時品質・外部品質は設定せず、AISL の評価は実施しない。2 章に示した階層的な品質確保の手順（図 3-12）においては、「①機械学習を用いたシステムで実現したいことを設定」「②機械学習要素に求める出力を設定し、その達成レベルを決める」に該当する。

表 3-9 ユースケース「設備劣化診断」の利用時品質・外部品質の項目例

利用時品質	外部品質
リスク回避性	
—	—
パフォーマンス	
部品の劣化を正しく診断する(P-U1)	「劣化あり」「劣化なし」の分類誤差を一定以内に抑える(P-E1)
メンテナンス計画への反映が可能な程度に十分に早いタイミングに劣化の傾向を予測する(P-U2)	「劣化なし」から「劣化あり」に変化したとの判定結果を、決められた時間前に出力する(P-E2)

注) 各項目の記号は、項目間の関係を明らかにするために説明の都合上付与しているものであり、本ガイドラインとして付与を求めるものではなく、レベルの大小とも無関係である。なお、S: Safety、P: Performance、U: Use、E: External を意味する。

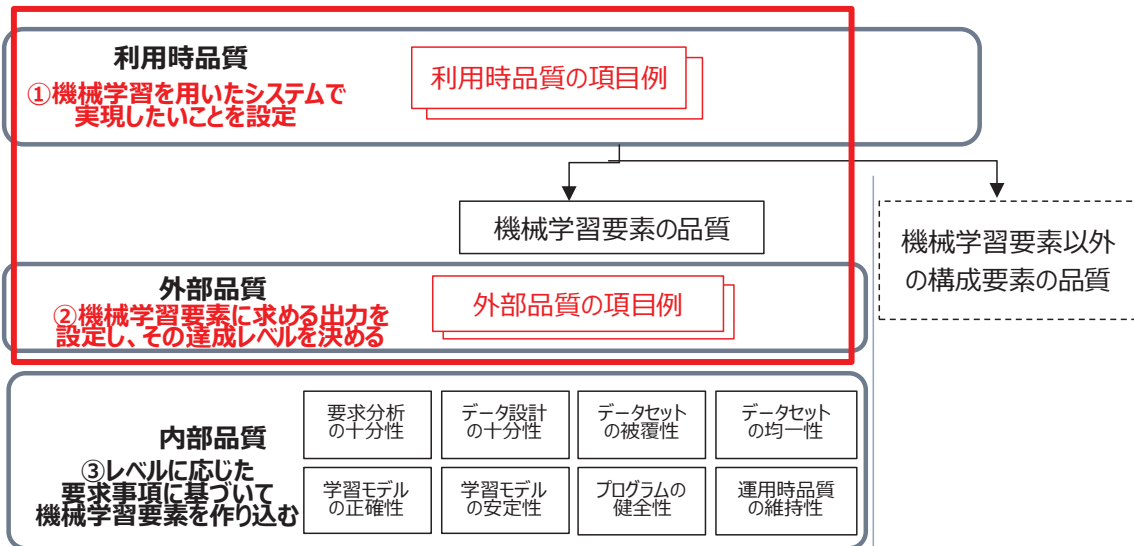


図 3-12 階層的な品質確保における利用時品質・外部品質項目設定の位置づけ

a. 「リスク回避性」に関する検討例

本ユースケースでは「リスク回避性」の利用時品質・外部品質を設定しないため、AISL の評価は実施しない。

b. 「パフォーマンス」に関する検討例

機能要件「個別設備の部品の将来の劣化傾向を予測する」を踏まえ、「パフォーマンス」の観点からは、機能要件を望ましい水準で達成するための品質管理を行うために、管理対象である利用時品質及び外部品質を具体的に設定する。

● 利用時品質

設備劣化診断では、劣化診断の精度や劣化傾向の検出タイミングを適切な水準とすることが求められる。劣化診断の精度水準を定める利用時品質として、「部品の劣化を正しく診断する(P-U1)」を設定する。劣化傾向の検出タイミングについては、数週間～数か月間単位でのメンテナンスの計画に反映できるタイミングで将来の劣化傾向を検出する必要がある。そのため、利用時品質としては「メンテナンス計画への反映が可能な程度に十分に早いタイミングに劣化の傾向を予測する(P-U2)」という設定となる。

● 外部品質

それぞれの利用時品質に対し、機械学習要素のアウトプットに求める外部品質を定める。「部品の劣化を正しく診断する(P-U1)」という利用時品質に対応する外部品質は、「『劣化あり』『劣化なし』の分類誤差を一定以内に抑える(P-E1)」と設定する。また、「メンテナンス計画への反映が可能な程度に十分に早いタイミングに劣化の傾向を予測する(P-U2)」という利用時品質に対応する外部品質は、「『劣化なし』から『劣化あり』に変化したとの判定結果を、決められた時間前に出力する(P-E1)」と設定する。

それぞれの外部品質に対し、必要な外部品質のレベル「AIPL」を設定する。「『劣化あり』『劣化なし』の分類誤差を一定以内に抑える(P-E1)」については、「分類誤差を目標値に抑える」ことをどの程度求めるかの水準や、必須とする度合いを検討し、基準に従って AIPL を設定する。同様に、「『劣化なし』から『劣化あり』に変化したとの判定結果を、決められた時間前に出力する(P-E2)」については、求める出力タイミングの水準や、必須とする度合いを検討し、基準に従って AIPL を設定する。これらのうち最も大きい AIPL が、機械学習要素の AIPL となり、これに応じて内部品質の要求レベルが決まる。

3) 内部品質確保のための「ユースケース固有の観点」

本ユースケースの設定を前提とした場合の、内部品質の各要求事項を実現するための留意点（「観点」）を表 3-10 に示す。以下に記載する「観点」は、本ユースケースに近い機械学習要素を開発する場合に、参考にすることができる。2章に示した階層的な品質確保の手順（図 3-13）においては、「③レベルに応じた要求事項に基づいて機械学習要素を作り込む」に該当する。

表 3-10 「設備劣化診断」に係る「ユースケース固有の観点」

※本ケースの内部品質の要求事項と観点の一覧は附録のチェックリストを参照

内部品質	要求事項 ⁵⁷	ユースケース固有の観点
要求分析の 十分性	(要求事項共通)	<ul style="list-style-type: none"> 製造条件によって変化する製品の成分値に対して、どの成分値の範囲までを対象とするか検討する。製造する製品が異なる場合だけでなく、流体(※)やプロセスが変わった場合も含む。 (※)混相流・多相流の配分変化など
データ設計 の十分性	<ul style="list-style-type: none"> (Lv1)また、特に重要と考えられる環境要因の差異に対する属性を抽出し、大きなリスクの要因との組み合わせに対応するケースを用意すること。 	<ul style="list-style-type: none"> 「環境要因」とは、ここでは設置場所、動作環境、気温・湿度、運転方法、原材料、用役などを指す。
	(要求事項共通)	<ul style="list-style-type: none"> 対象とする製品の成分値の範囲に対して、それらの学習データが収集できるかどうか検討する シミュレータのデータを利用する場合、環境要因の変化(例:高湿度→低湿度)がシミュレータで考慮されているか確認する。 データセットをシミュレーションで取得する場合は、シミュレータの妥当性を十分検証する。 部材の変更直後は基本的に「劣化無し」のデータとしてよい。「劣化なし」期間は部材のスペックに依るが、使用環境で変化することに注意する(過去の交換頻度等を参照して、「劣化なし」とする期間を決定する)。 部材の変更直後で「慣らし運転⁵⁸」が必要な場合は、その期間はデータを収集しないなどの管理を行う。
データセット の被覆性	<ul style="list-style-type: none"> (Lv1)テスト用データセットの取得源や方法を検討し、応用の状況に対して偏りが無いことを期待できるようにすること。 	<ul style="list-style-type: none"> 「応用の状況」とは、ここでは対象とする設備の種類や稼働状況(常時/一時、負荷の変更等)などを指す。
	(要求事項共通)	<ul style="list-style-type: none"> 稼働データの劣化有無ラベルの確認は、その判断が適切に行える専門性を持った要員によって行う。

⁵⁷ 表中では、「機械学習品質マネジメントガイドライン 第1版」記載の要求事項について、「ユースケース固有の観点」に関連するもののみ抜粋している。本表に記載していない項目も、要求事項に含まれる。

⁵⁸ 部材の変更直後、本格的な生産の前に低負荷で稼働する等により設備の状態に問題がないか確認する運転のこと。

内部品質	要求事項 ⁵⁷	ユースケース固有の観点
データセットの均一性	(要求事項共通)	<ul style="list-style-type: none"> 「劣化なし」として想定する様々な状態の稼働データが偏りなく取得できていること。 ある状態の稼働データが十分取得できない場合、その状態から逸脱する劣化を検出する精度が低下する可能性があることを認識すること。
機械学習モデルの正確性	—	—
機械学習モデルの安定性	—	—
プログラムの健全性	—	—
運用時品質の維持性	(要求事項共通)	<ul style="list-style-type: none"> 部材の種類を変えた場合には、再学習、学習モデルの切り替えなどの対応が必要になる可能性があることに留意する。 変化する製品成分値の範囲に対して、製品成分値の入力時に品質が維持されているか注意する。 対象設備そのものだけでなく、周辺の状態を含め、当初想定していた環境要因などの前提条件から逸脱していないか確認する。

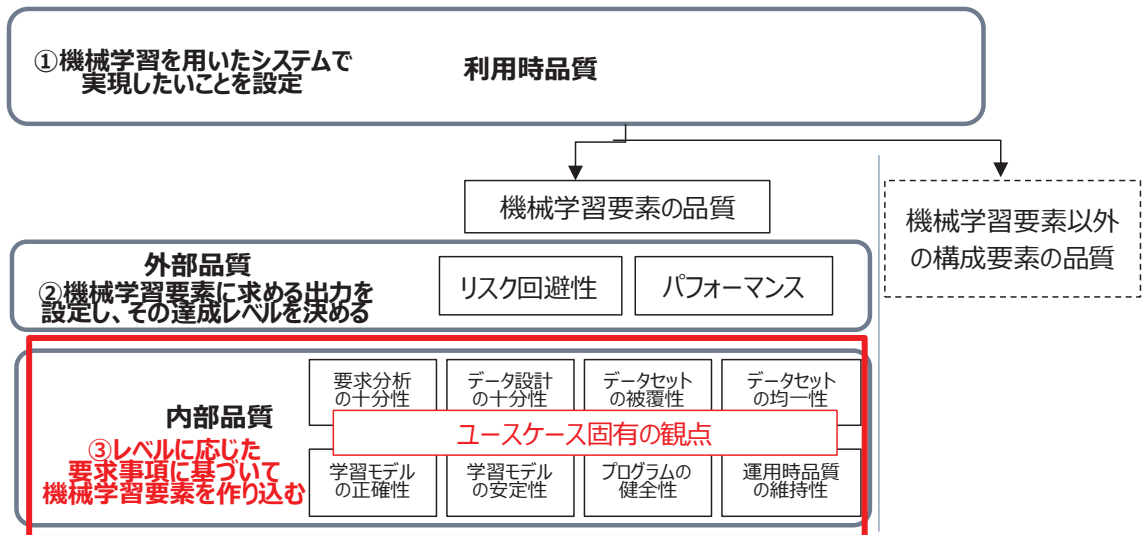
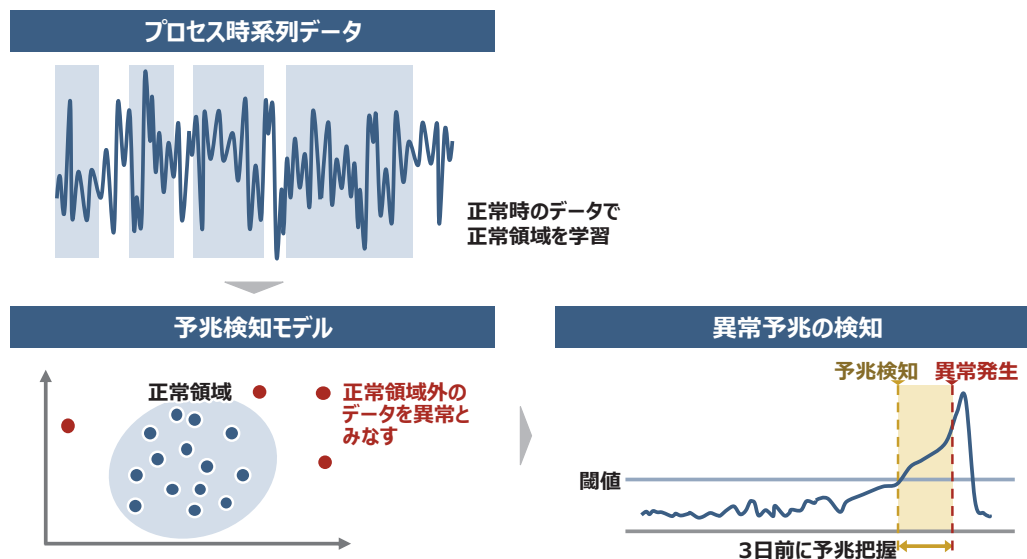


図 3-13 階層的な品質確保における「ユースケース固有の観点」の位置づけ

3.3.4 異常予兆検知・診断

※本事例は、「異常予兆検知・診断」のイメージとして掲載するものであり、以降のユースケースの記述の前提ではない。

関連事例:「動カプラントにおける異常予兆検知・診断」(プラントオーナー企業Z社)



動力部では、供給支障が無いよう常に各設備の運転値の上下限監視をしているが、上下限監視で捉えきれない異常が要因で、設備が突発停止することがある。そこで、本システムにより、設備の異常兆候を早期に検知し、設備の突発停止を削減する。

正常時の時系列データを用いた外れ値検出モデル(教師なし)を利用。DCSより取得したプロセス運転データをインプットとし、正常時からの逸脱の大きさを数値化した異常度のグラフや、異常度に影響を与えている変数を表示する。

1) ユースケースの前提

a. 概要

ユースケース「異常予兆検知・診断」は、異常によるプラントの突発停止の回避を目的として、プラントの数日～数十分後の短期的な未来に顕在化し得る異常の予兆を事前に検知する機械学習利用システムである。突発停止が発生すると、たとえ事故につながらない場合であっても、再稼働までに大きなコストを要する。このため、事前に異常の予兆を検知することにより、通常手順での停止や、異常発生箇所への対応が可能になることは、プラントにとって安全性・生産性の両面で効果が大きい。なお、長期的な設備の劣化状況を分析する機械学習要素のケースは、「3.3.3 設備劣化診断」を参照。

b. 機能要件

本ユースケースでは、機械学習利用システムの機能要件として、異常予兆の検知に相当

する「異常予兆検知時に発報する」、異常内容の診断に相当する「異常箇所、異常の深刻度、異常と関連のある変数を出力する」を設定する。

c. 導入イメージ

本ユースケースでは、導入のイメージを図 3-14 のように設定している。従来のプラントの異常検知は、プラントに設置された複数のセンサの値を1日に数回運転員が読み取り、運転員の経験から将来の異常の発生有無を判断していた。一方、機械学習利用システムの導入後は、機械学習要素が将来の異常発生有無（異常予兆の有無）をリアルタイムで監視し、異常の予兆があった場合に運転員に対してアラートを出力する。運転員はこの出力内容とプロセスデータ等から、プラントの停止などの運転操作を行うべきか判断する。

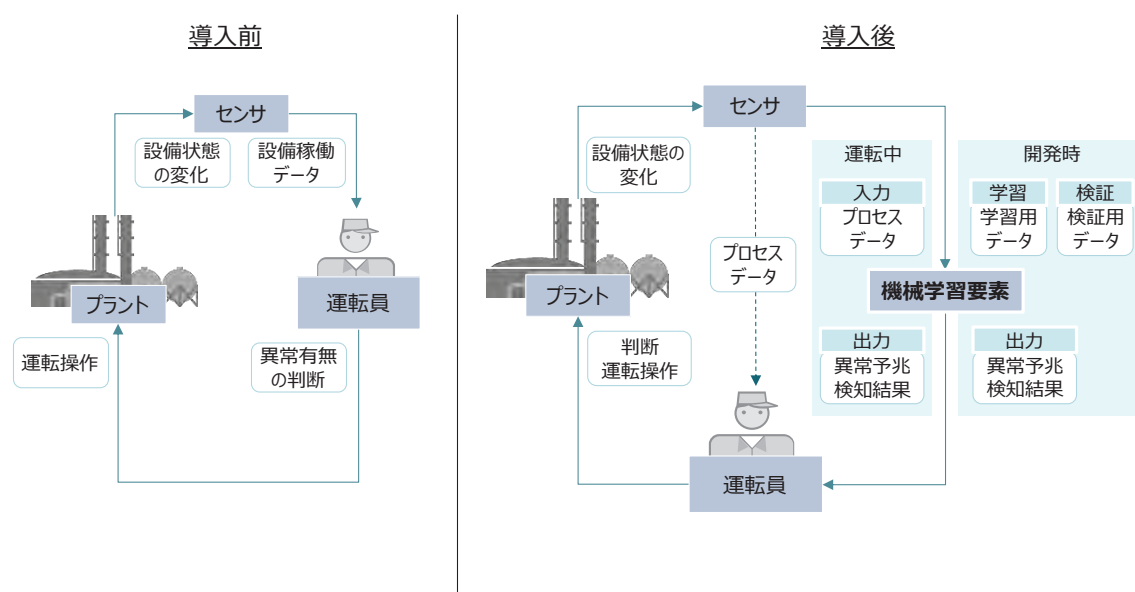


図 3-14 ユースケース「異常予兆検知・診断」の導入イメージ (例)

d. 他のシステムとの関係

本ユースケースでは、機械学習要素と他のシステムの関係を図 3-15 のように設定している。機械学習要素は、プロセスデータを入力として異常予兆の有無を判定し、異常予兆ありと判断された場合に運転員に対してアラートを提示する。運転員は機械学習要素の判断を参考に、各種センサ等の従来監視しているデータを含めて確認し、プラントの停止を含む運転状態の変更の判断を行う。機械学習要素の判断（近未来の異常の有無）そのものを監視・補正外部安全機構は存在せず、別途、プラントの安全性を担保する機械学習利用システムと独立の安全関連系（インターロック等）が存在していることを想定する。

このため、本ユースケースの前提の下では、「AISL 表」を参照する際に「②」の列を適用することとなる。

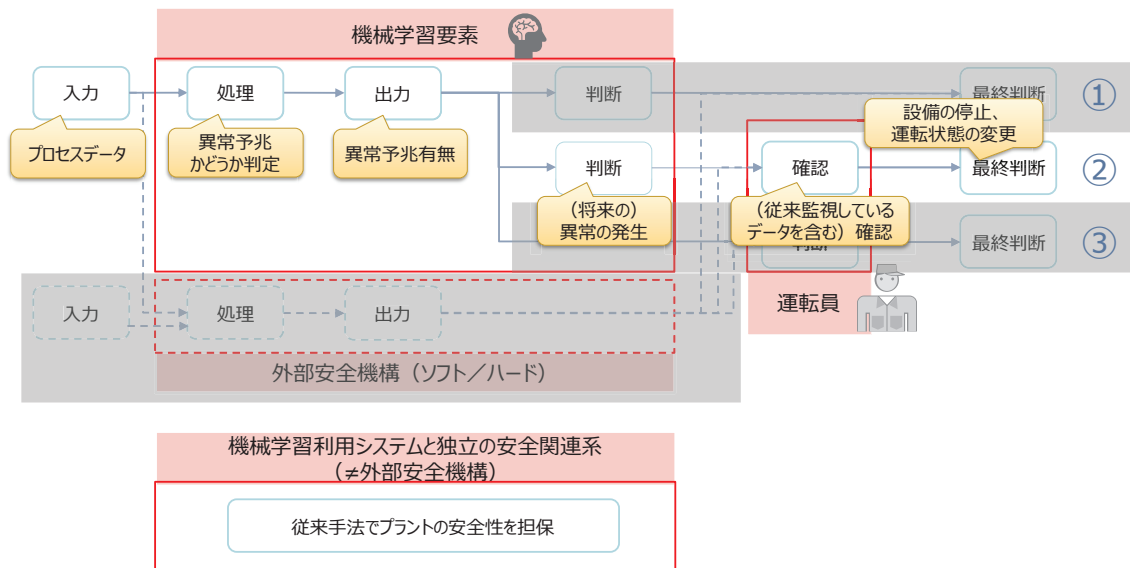


図 3-15 ユースケース「異常予兆検知・診断」における機械学習要素と他のシステムの関係 (例)

e. 機械学習要素の構成

本ユースケースでは、機械学習要素の構成を表 3-11 のように設定している。プラントでは異常の発生頻度が低く、多量・多種の異常時のデータの収集が難しいため、学習モデルとして、正常時のプラントデータを用いて正常領域を学習する教師なしの分類モデルを想定する。したがって、正常領域に属さない入力を異常予兆として検出する。学習データとしては正常時のプロセスデータの実測値を用い、テストデータには正常時のプロセスデータ (実測値) と異常時のプロセスデータを用いると想定する。異常時のデータは実測値のみでは十分なテストができないため、実測値に加えて、シミュレーションで生成したデータを用いると想定する。

表 3-11 「異常予兆検知・診断」の機械学習要素の構成 (例)

学習手法	分類(教師なし)
学習モデル	正常領域を学習
運用時の入力データ	設備のプロセスデータ
開発時の学習データ	正常時の設備のプロセスデータ(実測値)
開発時のテストデータ	正常時の設備のプロセスデータ(実測値) 異常時の設備のプロセスデータ(実測値+シミュレーションで作成)

2) 利用時品質・外部品質の項目例

本ユースケースの設定を前提とし、利用時品質・外部品質の項目を表 3-12 の通り設定する。2章に示した階層的な品質確保の手順 (図 3-16) においては、「①機械学習を用いたシステムで実現したいことを設定」「②機械学習要素に求める出力を設定し、その達成レベルを決める」に該当する。

表 3-12 ユースケース「異常予兆検知・診断」の利用時品質・外部品質の項目例

利用時品質	外部品質
リスク回避性	
様々なプラントの条件下で、将来の異常の発生を正しく検知する(S-U1)	「異常予兆あり」の場合に、「正常」であると判定する誤判定率を限りなく小さくする(S-E1)
様々なプラントの条件下で、異常発生箇所・異常の深刻度・異常と関連のある変数を正しく出力する(S-U2)	「異常予兆あり」の場合に、異常発生箇所・異常の深刻度・異常と関連のある変数を誤って認識する誤認識率を限りなく小さくする(S-E2)
パフォーマンス	
発報内容の確認に運転員や点検要員の時間を多く割かなくてよい適度な発報頻度とする(P-U1)	誤検知の頻度を一定以下にする(P-E1)
発報を受けてから事故回避の対応が可能な程度に十分に早いタイミングに発報する(P-U2)	決められた時間までに検出する(P-E2)

注) 各項目の記号は、項目間の関係を明らかにするために説明の都合上付与しているものであり、本ガイドラインとして付与を求めるものではなく、レベルの大小とも無関係である。なお、S: Safety、P: Performance、U: Use、E: External を意味する。

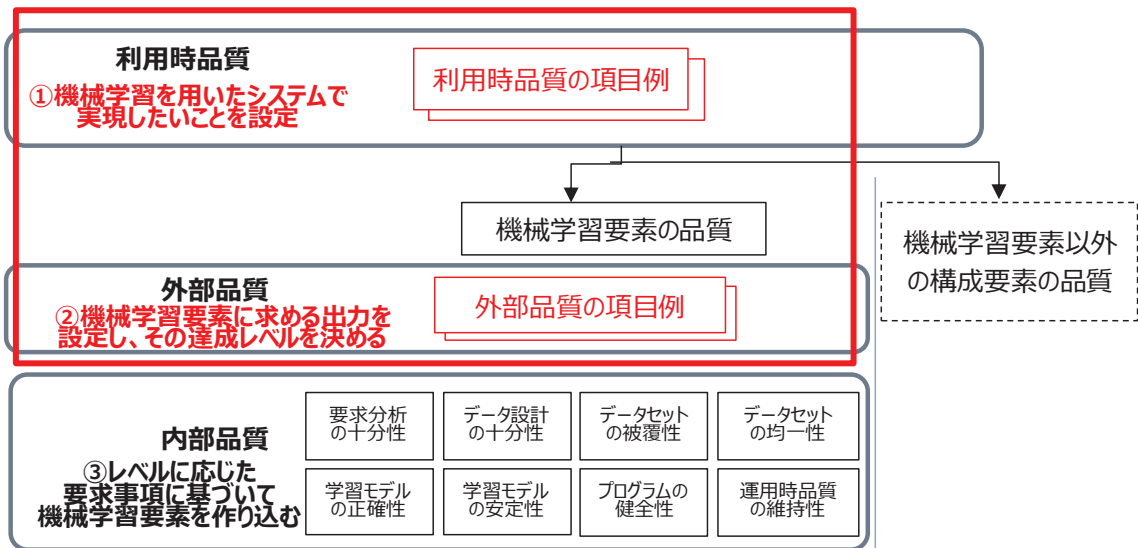


図 3-16 階層的な品質確保における利用時品質・外部品質項目設定の位置づけ

a. 「リスク回避性」に関する検討例

機能要件「異常発生時に発報する」「異常箇所、異常の深刻度、異常と関連のある変数を出力する」を踏まえ、「リスク回避性」の観点からは、機能要件が達成されないことで人的・経済的被害が生じることを防ぐための品質管理を行うために、管理対象である利用時品質及び外部品質を具体的に設定する。

● 利用時品質

人的・経済的被害の予防という観点からは、異常の発生を見逃すことや、異常の内容(箇

所等)を誤って出力することは望ましくない。これらのリスクを回避するために、「リスク回避性」属性の利用時品質として「様々なプラントの条件下で、正しく異常の発生を検知する(S-U1)」と「様々なプラントの条件下で、異常発生箇所・異常の深刻度・異常と関連のある変数を正しく出力する(S-U2)」の2項目を設定する。

- 外部品質

それぞれの利用時品質に対し、機械学習要素のアウトプットに求める外部品質を定める。「様々なプラントの条件下で、異常の発生を正しく検知する(S-U1)」という利用時品質に対応する外部品質は、「『異常予兆あり』の場合に、『正常』であると判定する誤判定率を限りなく小さくする(S-E1)」と設定する。ここで「誤判定率を一定以下とする」ではなく「誤判定率を限りなく小さくする」としているのは、テストで使用できる過去の異常データの量・種類が限られていることを踏まえると、少なくとも、過去の限られた異常データの実績値及び明らかに異常である状況をシミュレートしたテストデータに対しては、正しく異常と判定されることを期待するためである。

また、「様々なプラントの条件下で、異常発生箇所・異常の深刻度・異常と関連のある変数を正しく出力する(S-U2)」という利用時品質に対応する外部品質は「『異常予兆あり』の場合に、異常発生箇所・異常の深刻度・異常と関連のある変数を誤って認識する誤認識率を限りなく小さくする(S-E2)」と設定する。運転員が認識する「関連」を、機械学習要素のアウトプットに置き換え、「関連」と表現している。

それぞれの外部品質に対し、必要な外部品質のレベル「AISL」を設定する。「異常発生時に、『正常』であると判定する誤判定率を限りなく小さくする(S-E1)」については、異常を見逃した場合に想定される人的・経済的被害の大きさを検討し、基準に従って AISL を設定する。同様に、「『異常予兆あり』の場合に、異常発生箇所・異常の深刻度・異常と関連のある変数を誤って認識する誤認識率を限りなく小さくする(S-E2)」については、誤った出力があった場合に想定される人的・経済的被害の大きさを検討し、基準に従って AISL を設定する。

これらのうち最も大きい AISL が、機械学習要素の AISL となり、これに応じて内部品質の要求レベルが決まる。

b. 「パフォーマンス」に関する検討例

機能要件「異常発生時に発報する」「異常箇所、異常の深刻度、異常と関連のある変数を出力する」を踏まえ、「パフォーマンス」の観点からは、機能要件を望ましい水準で達成するための品質管理を行うために、管理対象である利用時品質及び外部品質を具体的に設定する。

- 利用時品質

異常予兆検知・診断では、発報の精度やタイミングを望ましい水準とすることが求められる。発報の精度については、一定の誤発報(正常を異常と誤認識する)は許容しつつも、その頻度が多すぎると確認作業やプラント停止時間が増え、プラントのオペレーションへの悪影響が大きくなるため、許容できない。そのため、利用時品質としては「発報内容

の確認に運転員や点検要員の時間を多く割かなくてよい適度な発報頻度とする(P-U1)」という設定となる。発報のタイミングについては、実際の異常発生の直前（数秒前等）に発報しても対応が困難であるため、予兆の検知として意味のある十分に早いタイミングでの発報が求められる。すなわち、利用時品質としては「発報を受けてから事故回避の対応が可能な程度に十分に早いタイミングに発報する(P-U2)」という設定となる。

● 外部品質

それぞれの利用時品質に対し、機械学習要素のアウトプットに求める外部品質を定める。「発報内容の確認に運転員や点検要員の時間を多く割かなくてよい適度な発報頻度とする(P-U1)」という利用時品質に対応する外部品質は、「誤検知の頻度を一定以下にする(P-E1)」と設定する。運転員が認識する「適度な発報頻度」を、機械学習要素のアウトプットに置き換え、「誤検知の頻度を一定以下にする」と表現している。

また、「発報を受けてから事故回避の対応が可能な程度に十分に早いタイミングに発報する(P-U2)」という利用時品質に対応する外部品質は、「決められた時間までに検出する(P-E2)」と設定する。

それぞれの外部品質に対し、必要な外部品質のレベル「AIPL」を設定する。「誤検知の頻度を一定以下にする(P-E1)」については、求める正答率の水準や、必須とする度合いを検討し、基準に従って AIPL を設定する。同様に、「決められた時間までに検出する(P-E2)」については、求める出力タイミングの水準や、必須とする度合いを検討し、基準に従って AIPL を設定する。これらのうち最も大きい AIPL が、機械学習要素の AIPL となり、これに応じて内部品質の要求レベルが決まる。

3) 内部品質確保のための「ユースケース固有の観点」

本ユースケースの設定を前提とした場合の、内部品質の各要求事項を実現するための留意点（「観点」）を表 3-13 に示す。以下に記載する「観点」は、本ユースケースに近い機械学習要素を開発する場合に、参考にすることができる。2章に示した階層的な品質確保の手順（図 3-17）においては、「③レベルに応じた要求事項に基づいて機械学習要素を作り込む」に該当する。

表 3-13 「異常予兆検知・診断」に係る「ユースケース固有の観点」

※本ケースの内部品質の要求事項と観点の一覧は附録のチェックリストを参照

内部品質	要求事項 ⁵⁹	ユースケース固有の観点
要求分析の 十分性	(要求事項共通)	<ul style="list-style-type: none"> どの箇所のどのような異常を対象とするのかによって、「データ設計の十分性」「データセットの被覆性」の評価にも影響するため、どの箇所のどのような異常を対象とするかという点まで要求を特定する。 異常の検知と、それに関連する変数との間で、工学的に意味のある因果関係が不明であっても、相関のみで活用することは妨げない。⁶⁰
データ設計 の十分性	<ul style="list-style-type: none"> (Lv1)また、特に重要と考えられる環境要因の差異に対する属性を抽出し、大きなリスクの要因との組み合わせに対応するケースを用意すること。 	<ul style="list-style-type: none"> 「環境要因」とは、ここでは異常の検知に影響する環境要因(生産負荷、生産ロット等)を指す。
	(要求事項共通)	<ul style="list-style-type: none"> データセットをシミュレーションで取得する場合は、シミュレータの妥当性を十分検証する。
データセット の被覆性	<ul style="list-style-type: none"> (Lv1)テスト用データセットの取得源や方法を検討し、応用の状況に対して偏りが無いことを期待できるようにすること。 	<ul style="list-style-type: none"> 「応用の状況」とは、ここでは検知したい異常の深刻度(ハイアラーム/ハイハイアラーム等)や、機械学習利用システムの活用場面(常時/一時、昼間/夜間、定常時/非定常時等)を指す。
	<ul style="list-style-type: none"> (Lv1)各ケース毎に、元データから偏りのないサンプル抽出などを行い、偏りが無いことを期待できるようにすること。 	<ul style="list-style-type: none"> 本ケースの場合、学習データとして異常時データを網羅することは必須としない。一方で、正常領域における網羅的なサンプル抽出が必要。
	(要求事項共通)	<ul style="list-style-type: none"> 正常時データが実際に正常時のものであることの確認は、その判断が適切に行える専門性を持った要員によって行う。
データセット の均一性	(要求事項共通)	<ul style="list-style-type: none"> 正常データとして想定する様々な範囲(昼間/夜間、定常時/非定常時、季節の違い等)のデータを偏りなく取得する。 ある範囲の正常データが十分取得できない場合、その範囲では異常を検出する精度が低下する可能性があることを認識する。

⁵⁹ 表中では、「機械学習品質マネジメントガイドライン 第1版」記載の要求事項について、「ユースケース固有の観点」に関連するもののみ抜粋している。本表に記載していない項目も、要求事項に含まれる。

⁶⁰ 異常予兆検知・診断においては、「異常の原因の特定と、その原因と異常の因果関係の工学的説明がないと活用できない」、との声がある。一方で、因果関係が未知の相関を見出すことが機械学習の有用性であるという側面もある。本ガイドラインでは、機械学習の活用促進の観点から、ユーザー・ベンダー間の合意のもと、安全を確保する前提で、工学的に意味のある因果関係が不明であっても、相関のみで活用することを妨げないという立場をとっている。

内部品質	要求事項 ⁵⁹	ユースケース固有の観点
機械学習モデルの正確性	<ul style="list-style-type: none"> (Lv1)テスト段階において一定量の誤判断を許容する場合 (false negative / false positive で扱いを変える場合を含む)については、その判定基準を合理的に事前に決定し、記録しておくこと。 	<ul style="list-style-type: none"> 本ケースの場合、誤検知は一定量許容されるが、テストに使用できる異常データの量・種類に限られるため、見逃しの発生率は極限まで0に近づけることが望ましい。
機械学習モデルの安定性	—	—
プログラムの健全性	—	—
運用時品質の維持性	(要求事項共通)	<ul style="list-style-type: none"> 化学系プラントでは特に外部環境の変化(日照条件、風向きなど)の機械学習要素への影響が大きいため、隣接する設備の撤去や変更など、対象設備の直接的変更でない場合でも、対象設備の外部環境に影響する変更に留意する。 対象設備の生産負荷に応じた経年劣化の進行を想定し、精度検証、学習モデルのチューニングの頻度を設計する。 (経年劣化ではなく)対象設備を大規模に修繕した場合は、その都度精度検証、学習モデルのチューニングが必要とされる。

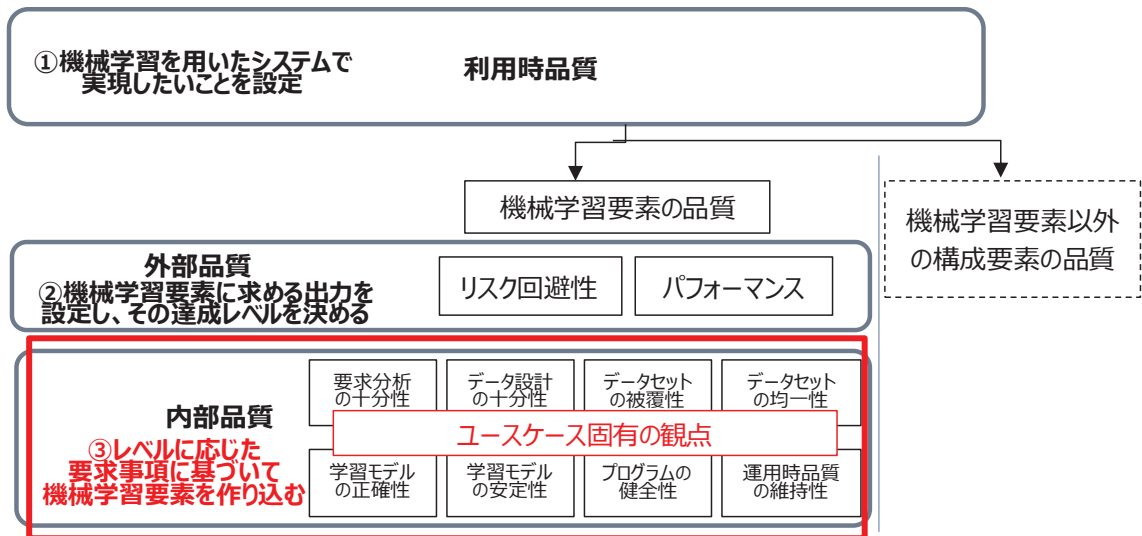
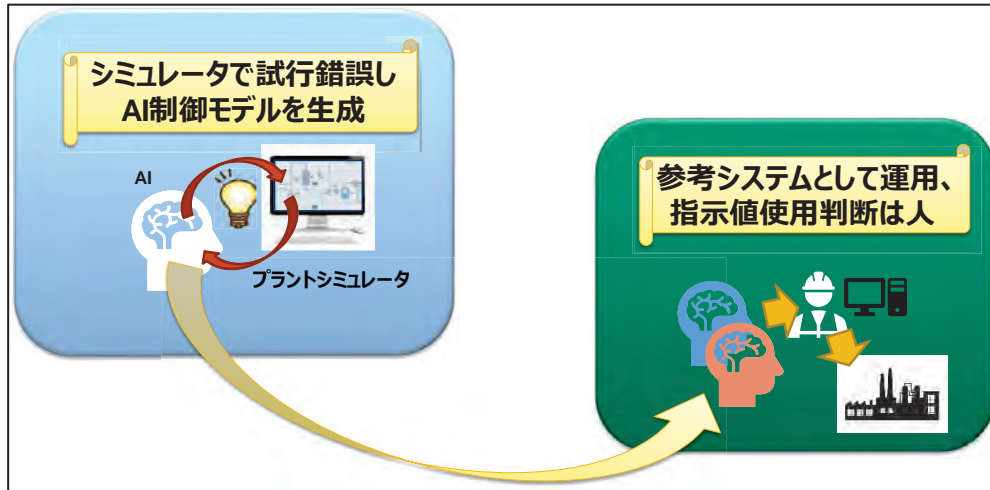


図 3-17 階層的な品質確保における「ユースケース固有の観点」の位置づけ

3.3.5 運転最適化

※本事例は、「運転最適化」のイメージとして掲載するものであり、以降のユースケースの記述の前提ではない。

関連事例(定常運転)：ブタジエン生産プラントにおける AI 制御システム構築
(横河電機株式会社)

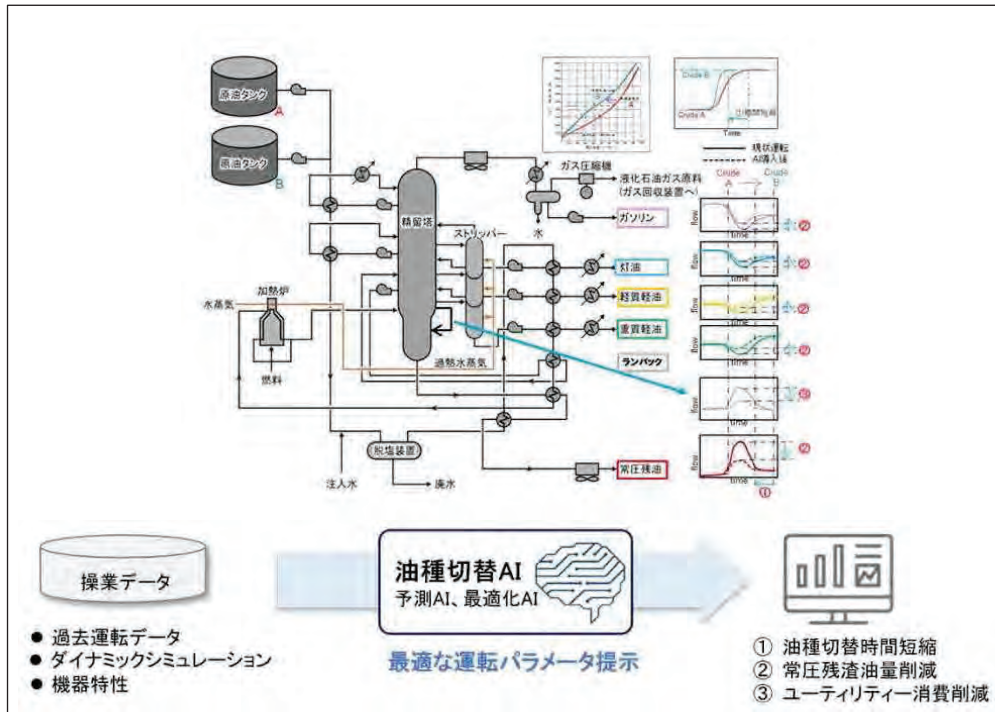


ブタジエン精製プラントでは PID 制御や多変数モデル予測制御により、プラント運転の自動化・安定化を行っている。しかし、天候変化等の外乱等の影響が大きい一部の工程では完全な自動制御は難しく、オペレータによる手動操作も含めてプラントをコントロールしているのが現状である。

そこで、当該プラントのシミュレータを構築して強化学習型 AI 制御アルゴリズムの自動学習を行い、そこで得たモデルを実プラントに適用することで、対象工程の自動化を既存の制御手法では難しい範囲にまで拡大し、人的ミスを減少させるとともに、生産性や運転精度を向上する。

※本事例は、「運転最適化」のイメージとして掲載するものであり、以降のユースケースの記述の前提ではない。

関連事例(非正常運転): 製油所における原料原油切り替え運転最適化 AI
(千代田化工建設株式会社)⁶¹



石油精製プラントでは、輸入原油のタンクが空に近づくたびに、次の油種との性状の違いに応じてベテラン運転員が連続的に十以上のパラメータを同時に調整する切り替え運転を行っている。この運転は3日に一度程度、半日程度の手動運転が必要で、頻度と難易度が高く、操作を誤ると設備の損傷や運転のアップセットに繋がりがうる。したがって、仮に最適運転ができれば生産性と保安力の向上効果が非常に大きい。

動的プラントシミュレータを用いて深層強化学習を行うことで、AIが最適な運転パラメータを出力できる。油種切り替え作業中にリアルタイムで最適な運転パラメータを運転員に提示し、省エネ・製品ロス最小化・早期切り替え完了・安全な運転を実現する。

深層強化学習では、熟練運転員の知見や過去の運転データなどから構築した、運転状況に対する最適化目標(省エネ・製品ロス最小化など)の評価を活用する。動的プラントシミュレータとAIが連携して、様々な運転状況に対して評価が高くなる運転パラメータを学習することで、新しい条件下でも連続的により良い運転パラメータを見つけられるようになる。

⁶¹ 本事例は、「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～」に詳細を記載している。併せて参照されたい。

1) ユースケースの前提

a. 概要

ユースケース「運転最適化」は、製品の生産性最大化・製品ロス最小化・省エネなどの最適化目標の実現を目的に、プラントの最適化目標に応じた最適な運転パラメータを提示する機械学習利用システムである。プラントの運転は大きく定常運転と非常運転に分けられる。プラントのスタートアップ・シャットダウン、製造製品切り替え、突発停止時などが非常運転に該当し、それ以外の比較的安定した状態での運転が定常運転となる。本ユースケースは、定常運転と非常運転の双方に共通する、プラントの各設備の稼働状況、生産データ、天気・原料・各種条件などから、運転員に対して最適な操作パラメータを提示する機能を想定する。定常運転・非常運転のいずれかのみには当てはまる内容については、定常運転・非常運転の別を明示する。

b. 機能要件

本ユースケースでは、機械学習利用システムの機能要件として、「目的に応じた最適な操作パラメータを提示する」を設定する。最適化の目的は、定常運転の場合は生産性向上、非常運転の場合は定常運転状態への早期移行等を想定する。

c. 導入イメージ

本ユースケースでは、導入のイメージを図 3-18 のように設定している。従来のプラントの運転では、運転員がプラントに設置された各種センサのデータから設備や環境の状態を把握し、過去の経験に基づいて運転目標に応じて運転パラメータの調整を行っていた。一方、機械学習利用システムの導入後は、機械学習要素がプラントの設備や環境のデータからリアルタイムで最適な運転パラメータを算出し、運転員に提示する。運転員は提示された運転パラメータを参考に、センサデータと自身の経験から、プラントに対する運転操作を行う。

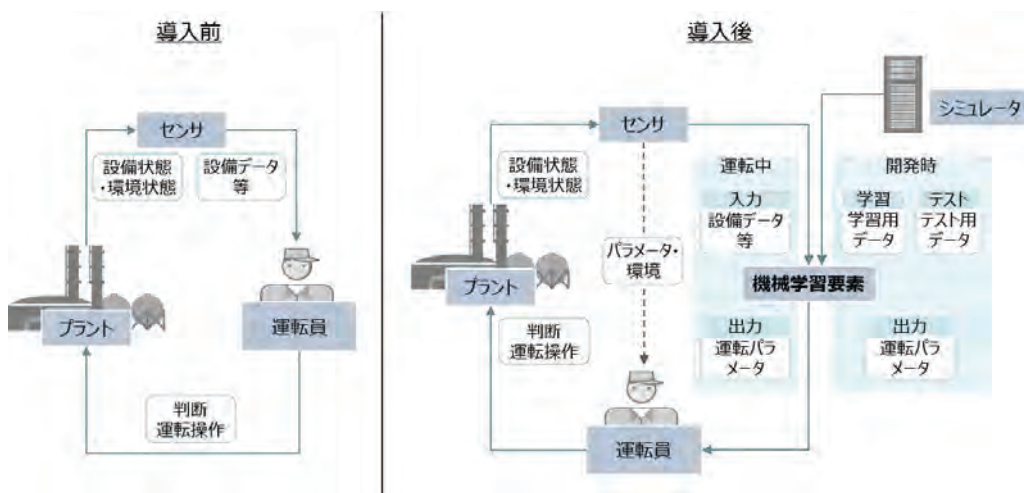


図 3-18 ユースケース「運転最適化」の導入イメージ (例)

d. 他のシステムとの関係

本ユースケースでは、機械学習要素と他のシステムの関係を図 3-19 のように設定している。機械学習要素は、プラントの各種センサデータ（設備データ、環境データ、生産データなど）を入力とする。設備データは設備の回転数や温度など、環境データは気温や湿度など、生産データは生産量などを想定する。それらの入力から最適化目標に応じて運転パラメータの最適値を算出し、運転員に対して出力する。運転員は自身の経験及び各種センサデータを参照し、機械学習要素が出力した運転パラメータが適切かどうか判断を行い、実際にプラントに対して操作する運転パラメータを決定する。このため、本ユースケースの前提の下では、「AISL 表」を参照する際に「③」の列を適用することとなる。

機械学習要素の出力（運転パラメータの最適値）そのものを監視・補正する外部安全機構として、現在の設備状態が危険水準に到達しているかを判定し、機械学習要素が出力する運転パラメータを監視する処理が存在することを想定する。また、プラントに従来から存在する警報システムや緊急停止システムなどの既存システムも独立して存在していることを想定する。

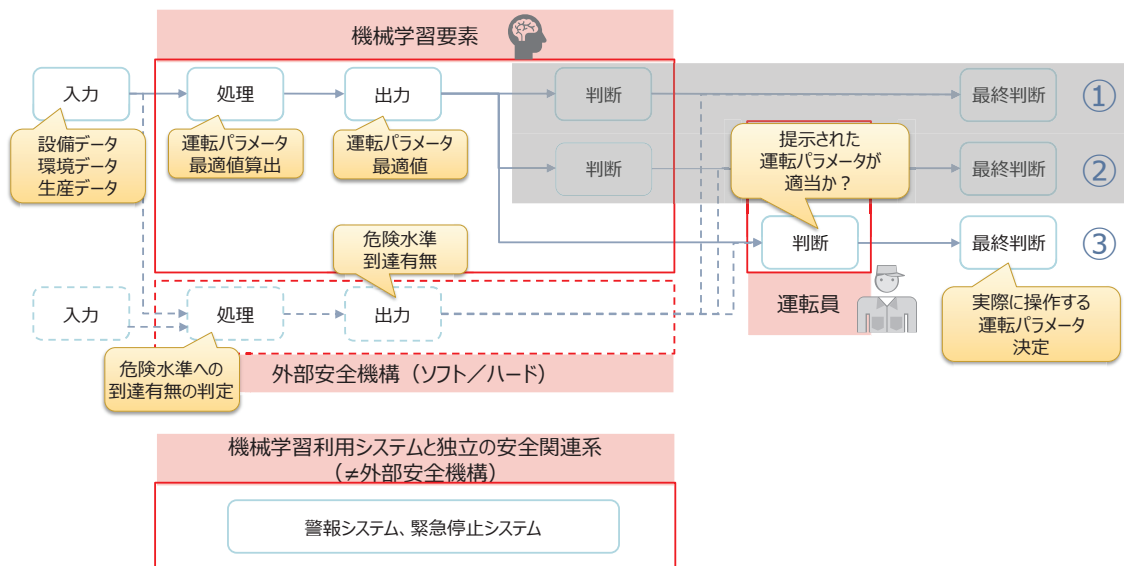


図 3-19 ユースケース「運転最適化」における機械学習要素と他のシステムの関係 (例)

e. 機械学習要素の構成

本ユースケースでは、機械学習要素の構成を表 3-14 のように設定している。学習モデルとして、最適な運転パラメータを学習する強化学習モデルを想定する。強化学習では、設備のパラメータ上限付近での運転など、実際のプラントでの実測値のみで学習データ・テストデータの被覆性と十分性を満たすことは難しいため、シミュレータの活用を前提とする。

表 3-14 「運転最適化」の機械学習要素の構成（例）

学習手法	強化学習
学習モデル	最適な運転パラメータを学習する強化学習
運用時の入力データ	設備データ・環境データ・生産データ
開発時の学習データ	設備データ・環境データ・生産データ+運転パラメータ(実測値+シミュレーションで作成)
開発時のテストデータ	設備データ・環境データ・生産データ+運転パラメータ(実測値+シミュレーションで作成)

2) 利用時品質・外部品質の項目例

本ユースケースの設定を前提とし、利用時品質・外部品質の項目を表 3-15 の通り設定する。2章に示した階層的な品質確保の手順（図 3-20）においては、「①機械学習を用いたシステムで実現したいことを設定」「②機械学習要素に求める出力を設定し、その達成レベルを決める」に該当する。

表 3-15 ユースケース「運転最適化」の利用時品質・外部品質の項目例

利用時品質	外部品質
リスク回避性	
設備の安全上の許容動作スペックを超えるような運転状態をもたらさない(S-U1)	最適化を行う設備のパラメータ変数の範囲を、安全上の許容動作スペックに対応する範囲に制限する(S-E1)
パフォーマンス	
(定常運転)生産性を向上させるパラメータを提示する(P-U1)	(定常運転)生産量を一定割合向上させるパラメータを提示する(P-E1)
(非定常運転)定常運転状態に早期移行させる等のパラメータを提示する(P-U1-2)	(非定常運転)定常運転状態に移行する時間を一定割合短縮させる等のパラメータを提示する(P-E1-2)

注) 各項目の記号は、項目間の関係を明らかにするために説明の都合上付与しているものであり、本ガイドラインとして付与を求めるものではなく、レベルの大小とも無関係である。なお、S: Safety、P: Performance、U: Use、E: External を意味する。



図 3-20 階層的な品質確保における利用時品質・外部品質項目設定の位置づけ

a. 「リスク回避性」に関する検討例

機能要件「目的に応じた最適な操作パラメータを提示する」を踏まえ、「リスク回避性」の観点からは、機能要件が達成されないことで人的・経済的被害が生じることを防ぐための品質管理を行うために、管理対象である利用時品質及び外部品質を具体的に設定する。

● 利用時品質

人的・経済的被害の予防という観点からは、出力する運転パラメータが設備の想定を超えるものになることは望ましくない。このリスクを回避するために、「リスク回避性」属性の利用時品質として「設備の安全上の許容動作スペックを超えるような運転状態をもたらさない(S-U1)」という項目を設定する。

● 外部品質

設定した利用時品質に対し、機械学習要素のアウトプットに求める外部品質を求める。「設備の安全上の許容動作スペックを超えるような運転状態をもたらさない(S-U1)」という利用時品質に対応する外部品質は、「最適化を行う設備のパラメータ変数の範囲を、安全上の許容動作スペックに対応する範囲に制限する(S-E1)」と設定する。

この外部品質に対し、必要な外部品質のレベル「AISL」を設定する。設備の想定スペックを超える運転パラメータが提示された場合に想定される影響について、外部安全機構や機械学習利用システムと独立の安全関連系を考慮して検討し、基準に従って AISL を設定する。

本ユースケースでは、信頼性が確保された外部安全機構および機械学習利用システムと独立の安全関連系（緊急停止システム等）が安全を確保することを前提としているため機械学習要素には高度な安全性を求める必要が無いことを考慮し、SIL 評価を行って「SIL なし」とした上で、AISL 表に基づいて、AISL0~0.2 程度が割り当てられると考える。これは、あくまで本ガイドラインで例示した前提のもとで判断されるものであり、本ユース

ケースに類似するあらゆるケースで同様の評価となることを意味しない。機械学習要素に求める安全機能の水準は、個別の適用ごとに判断する必要がある。

b. 「パフォーマンス」に関する検討例

機能要件「目的に応じた最適な操作パラメータを提示する」を踏まえ、「パフォーマンス」の観点からは、機能要件を望ましい水準で達成するための品質管理を行うために、管理対象である利用時品質及び外部品質を具体的に設定する。

● 利用時品質

運転最適化では、最適化目標である生産性の向上（定常運転）、定常運転状態への早期移行等（非定常運転）を達成することが求められる。そのため、利用時品質としては「生産性を向上させるパラメータを提示する(P-U1-1)」「定常運転状態に早期移行させる等のパラメータを提示する(P-U1-2)」と設定する。

● 外部品質

設定した利用時品質に対し、機械学習要素のアウトプットに求める外部品質を定める。定常運転の場合、「生産性を向上させるパラメータを提示する(P-U1-1)」という利用時品質に対応する外部品質は、「生産量を一定割合向上させるパラメータを提示する(P-E1)」と設定する。非定常運転の場合、「定常運転状態に早期移行させるパラメータを提示する(P-U1-2)」という利用時品質に対応する外部品質は、「定常運転状態に移行する時間を一定割合短縮させるパラメータを提示する(P-E1-2)」と設定する。

3) 内部品質確保のための「ユースケース固有の観点」

本ユースケースの設定を前提とした場合の、内部品質の各要求事項を実現するための留意点（「観点」）を表 3-16 に示す。以下に記載する「観点」は、本ユースケースに近い機械学習要素を開発する場合に、参考にすることができる。2章に示した階層的な品質確保の手順（図 3-21）においては、「③レベルに応じた要求事項に基づいて機械学習要素を作り込む」に該当する。

表 3-16 「運転最適化」に係る「ユースケース固有の観点」

※本ケースの内部品質の要求事項と観点の一覧は附録のチェックリストを参照

内部品質	要求事項 ⁶²	ユースケース固有の観点	
		定常運転	非定常運転
要求分析の 十分性	—	—	

⁶² 表中では、「機械学習品質マネジメントガイドライン 第1版」記載の要求事項について、「ユースケース固有の観点」に関連するもののみ抜粋している。本表に記載していない項目も、要求事項に含まれる。

内部品質	要求事項 ⁶²	ユースケース固有の観点	
		定常運転	非定常運転
データ設計の 十分性	<ul style="list-style-type: none"> (Lv1)また、特に重要と考えられる環境要因の差異に対する属性を抽出し、大きなリスクの要因との組み合わせに対応するケースを用意すること。 	<ul style="list-style-type: none"> 「環境要因」とは、ここでは運転手順や原材料などを指す。 	
	<ul style="list-style-type: none"> (要求事項共通) 	<ul style="list-style-type: none"> データセットをシミュレーションで取得する場合は、シミュレータの妥当性を十分検証する。 	
データセット の被覆性	<ul style="list-style-type: none"> (Lv1)テスト用データセットの取得源や方法を検討し、応用の状況に対して偏りが無いことを期待できるようにすること。 	<ul style="list-style-type: none"> 「応用の状況」とは、ここでは適用する操作場面(季節、時間帯等)、操作対象設備などを指す。 	<ul style="list-style-type: none"> 「応用の状況」とは、ここでは適用する操作場面(季節、時間帯、スタートアップ/シャットダウン等)、操作対象設備などを指す。
	<ul style="list-style-type: none"> (要求事項共通) 	<ul style="list-style-type: none"> 天候などの「外乱」を想定したデータセットになっているか留意する。 ベテランオペレータの運転を学習する際は、偏ったケース設定となっていないか留意する。 	
データセット の均一性	—	—	
機械学習モデルの 正確性	<ul style="list-style-type: none"> テスト段階において一定量の誤判断を許容する場合 (false negative/false positive で扱いを変える場合を含む)については、その判定基準を合理的に事前に決定し、記録しておくこと。 	<ul style="list-style-type: none"> 「機械学習要素による操作パラメータ提示に安全機能を期待しない(設備の想定スペックを超えるような操作パラメータ提示に対しては、外部安全機構及びオペレータ判断により操作に反映しない)前提」の場合は、「危険な操作につながるパラメータの出力の許容水準を極限まで0に近づける」といった検討は求めない。SIL 評価等に基づき、機械学習要素と他のシステムの安全機能の分担を適切に考慮して機械学習要素への要求水準を決定する。 	
	<ul style="list-style-type: none"> (要求事項共通) 	<ul style="list-style-type: none"> 強化学習を用いたとしても、運用開始前にテストを実施して「機械学習モデルの正確性」の要求事項を満たす。⁶³ 	
機械学習モデルの 安定性	—	—	

⁶³ 強化学習の場合、テストを実施せずに運用開始し、運用しながらより良い性能を追求することも想定され、この場合は「機械学習モデルの正確性」の要求事項を適用できない。ただし、プラント保安分野では、運用開始時には一定の性能を達成していることをテストで確認することが必要であることから、本ガイドラインでは、強化学習を用いたとしても、運用開始前にテストを実施して「機械学習モデルの正確性」の要求事項を満たすことを求めている。

内部品質	要求事項 ⁶²	ユースケース固有の観点	
		定常運転	非定常運転
プログラムの健全性	—	—	
運用時品質の維持性	(要求事項共通)	<ul style="list-style-type: none"> 最適値の評価は定期的／継続的にモニターし、異常がないか確認する。 設備や運転手順に変更が行われた場合は機械学習要素の出力への影響があるため、モデルを更新する。 最適化の目標に対して極限まで運転条件を追求すると、安定性が損なわれることがあるため、機械学習要素の出力の範囲を限定するなどの対応を行う。 想定していた原料(原油種等)の内挿範囲内で運転されていることを確認する。 運用中の設備の諸条件(反応初期／終期、運転条件、原料、品質要求、スタートアップ・シャットダウン操作の許容時間等)を考慮して機械学習要素の出力の品質を確認する。 	

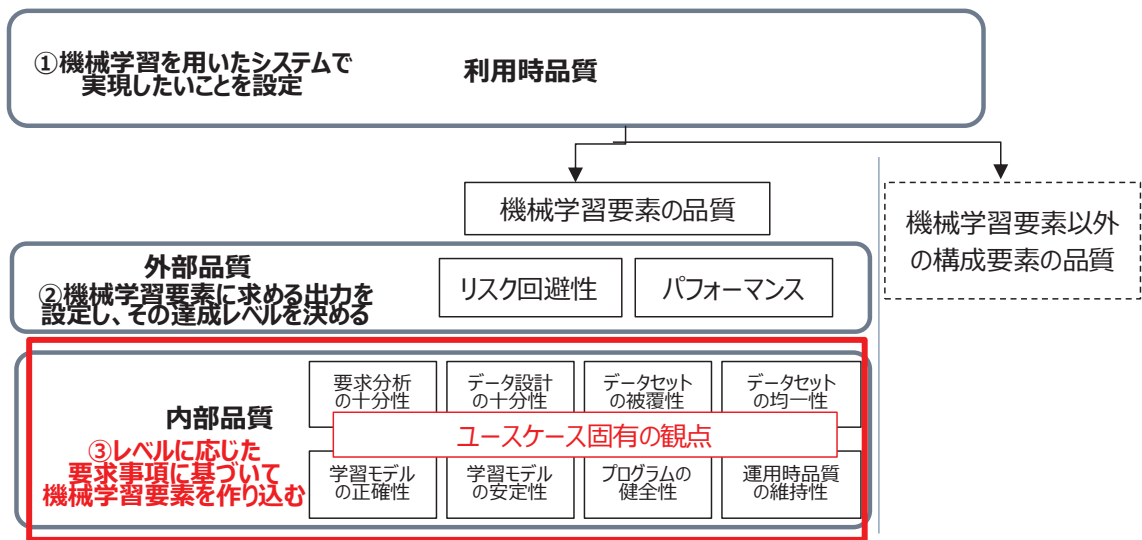


図 3-21 階層的な品質確保における「ユースケース固有の観点」の位置づけ

4. ガイドラインの活用の流れ

ここまで、2章でプラント保安分野における機械学習の信頼性評価の具体的な方法を説明し、3章でユースケースに基づく例を紹介した。本章では、信頼性評価の具体的なステップに即して2章および3章を活用する方法を示す。

まず、本ガイドラインの活用の主体について、どういった役割・事業者がどういった目的で本ガイドラインを参照できるか整理する(4.1)。またシステム構築・運用において、各主体(保全担当、プラントシステム担当等)が信頼性評価において具体的に実施する事項、実施に際しての本ガイドラインの参照箇所等、信頼性評価におけるガイドラインの適用の具体的な流れを説明する(4.2)。

4.1 ガイドラインの活用の主体

本ガイドラインに基づく信頼性評価は、機械学習利用システムの要求・要件定義～運用の各プロセスで行われる。このプロセスにおいては、複数の企業の多様な主体が関与する。関与する主体の人数や所属企業、役割分担について、プラント保安分野において一般的に必要な役割を表4-1に示す。各担当はそれぞれの立場から機械学習利用システムの信頼性確保に関与する。

表 4-1 機械学習利用システムの開発プロジェクトの担当

部署・役割	プロジェクトにおける担当内容
経営企画	プロジェクトの実行に関する意思決定 ※直接のガイドライン活用主体ではない
事業企画担当	機械学習利用システムの開発プロジェクトの主担当(予算、スケジュール等)
品質保証担当 (機械学習利用システム・機械学習要素)	機械学習利用システム全体の利用時品質の評価・確認 機械学習要素の外部品質・内部品質の評価・確認
環境安全担当	機械学習利用システムの安全に関わる内容のレビュー ⁶⁴
現場担当 現場の管理担当 (製造担当、設備管理担当)、 現場の作業担当 (運転員、保全員)	運転・保全に用いるシステムの利用時品質のレビュー 機械学習要素に求める外部品質のレビュー 運用時に所期の効果が出ているかレビュー 外部安全機構や安全関連系のレビュー
プラントシステム担当	機械学習利用システムの利用時品質、機械学習要素の外部品質の設定 機械学習利用システムの機械学習要素以外の構成要素(外部安全機構等)や安全関連系の整理 機械学習要素の開発に係るレビュー・データの提供
機械学習設計・開発担当	機械学習要素の設計・開発

プラント保安分野では、運転・保全を直接担っている担当者(表 4-1「現場担当」)が機械学習利用システム全体及び機械学習要素の品質に対してレビューを行うことや、DCS⁶⁵をはじめとするプラントの既存システムの運用管理を担う担当者(表 4-1「プラントシステム担当」)がデータ提供や機械学習利用システムの要件定義等で関与することが特徴的である。

なお、「品質保証担当」は、機械学習利用システムの開発に関わるその他の人員から適切な独立性の水準を持った適切な組織又は人員によって行われることが必要な場合がある。独立性の水準は、プラントが準拠する既存の基準(機能安全規格等)に従って判断する。

⁶⁴ 「レビュー」とは、本ガイドラインを用いて信頼性評価を行う主担当から依頼を受け、自身の業務所掌・専門性に基づいて主担当による検討事項を確認することを意味する。例えば、機械学習利用システムの機能要件や利用時品質を、プロジェクトを牽引する「事業企画担当」が設定し、それが正しく設定されているか、システムを最終的に利用する「現場担当」が確認を行う場合、主担当は「事業企画担当」で、レビューを行うのは「現場担当」となる。なお、レビューを行う担当者は、必ずしもガイドラインの内容を読んで理解する必要は無く、主担当者からの依頼に応える形で信頼性評価に関与する。詳細に実施する事項は、4.2を参照。

⁶⁵ DCS (Distributed Control System : 分散形制御システム)とは、プラントの制御システムである。プラント全体を一つの制御装置で制御するのではなく、構成機器毎に制御装置があり、それがネットワークで接続されることにより、大規模なプラントの操業の制御を実現している。

参考として、それぞれの担当者の所属企業の例を表 4-2 に示す。

主として、機械学習利用システムの導入検討・判断を行うユーザー企業（プラントオーナー等）が中心となって開発プロジェクトが遂行されることが想定される。プラント設備に関連したデータ提供等についてはプラント設備のベンダー企業、機械学習利用システム・機械学習要素の設計・開発についてはシステムのベンダー企業・SIer 企業や AI ベンダー企業が参画する場合がある。

表 4-2 機械学習利用システムの開発プロジェクトにおける役割別の所属企業の例

部署・役割		所属する企業の例
経営企画		プラントオーナー企業
事業企画担当		プラントオーナー企業
品質保証担当	システム全体	システムのベンダー企業、SIer 企業 プラントオーナー企業
	機械学習要素	AI ベンダー企業
環境安全担当		プラントオーナー企業
現場担当	製造担当 設備管理担当	プラントオーナー企業 プラント設備のベンダー企業
	運転員	プラントオーナー企業
	保全員	プラントオーナー企業 メンテナンス企業
プラントシステム担当		システムのベンダー企業、SIer 企業 プラントオーナー企業
機械学習設計・開発担当		AI ベンダー企業

各担当者の役割に応じて、ガイドラインの活用場面が異なるため、3つの段階で設定される品質の中で重点的に確認すべき品質が異なる。各担当の確認すべき品質について、表 4-3 に示す。

それぞれ、特に各品質について具体的な記載のある 2.1 及び 2.2 において、自身が確認すべき品質に関する記載箇所を中心にガイドラインを理解する必要がある。

表 4-3 各担当のガイドラインの活用場面と確認すべき品質

部署・役割	ガイドラインの活用場面	利用時品質	外部品質	内部品質
経営企画	—	○	—	—
事業企画担当	システム全体の目的・利用時品質の設定、経営企画への目的・利用時品質の説明	● →2.1.1 2.1.3 2.2.1	○	○
品質保証担当	利用時品質の確認 外部品質・内部品質の確認	● →2.1.1 2.1.3 2.2.1	● →2.1.2 2.1.3 2.2.2 2.2.3	● →2.1.4 2.2.4 2.2.5
環境安全担当		○	○	○
現場担当	利用時品質に対するレビュー 外部品質に対するレビュー 運用時の効果・品質のレビュー	○	○	○
プラントシステム担当	利用時品質の設定、外部品質の設定、内部品質に係るデータ提供やレビュー	● →2.1.1 2.1.3 2.2.1	● →2.1.2 2.1.3 2.2.2 2.2.3	● →2.1.4 2.2.4 2.2.5
機械学習設計・開発担当	内部品質の把握、内部品質の要求事項に則した機械学習要素の設計・開発・更新	—	○	● →2.1.4 2.2.4 2.2.5

凡例

- : 信頼性評価の手順をガイドラインの記載に則って実施する主体
- : 信頼性評価のレビューに応じる(必ずしもガイドラインの内容を読んで理解する必要は無く、主担当者からの依頼に応える形で信頼性評価に関与する)

4.2 ガイドラインの適用の流れ

機械学習利用システムの構築（要求・要件定義～テスト・検収）及び運用の各フェーズにおいて4.1で示した主体が信頼性評価においてどのような役割を果たし、どのようにガイドラインを活用するのかを示す。

4.2.1 担当別・フェーズ別の実施項目

担当・フェーズ別の信頼性評価に係る実施項目の全体像を表4-4に示す。

なお、機械学習利用システムが保全か運転かで、参画する主体は異なる。保全に用いる機械学習利用システムでは、現場担当として現場の管理担当である設備管理担当と現場の作業担当である保全員が関わると想定されるが、運転に用いる機械学習利用システムでは現場の管理担当である製造担当と現場の作業担当である運転員・保全員が関わることが想定される。したがって、本章以降の記述並びに「附録 内部品質確保のための『プラント保安分野での観点』チェックリスト」ではこの点を区別して整理している。

表 4-4 機械学習利用システム構築・運用のフェーズ・担当別の実施項目

担当	PoC	要求・要件定義	設計	実装	テスト・検収	運用
経営企画		システム開発に関する意思決定			システムの導入に関する意思決定	
事業企画担当		システムの目的の 設定、システムの機能要件・利用時品質のレビュー			検収における品質全体のレビュー	
品質保証					テストを踏まえた外部品質の評価、システムの検収	利用時品質・外部品質の確認
				機械学習品質保証担当	機械学習要素の開発における品質保証	
環境安全担当			外部品質に係る外部安全機構・安全関連系のレビュー		テストを踏まえた外部品質の評価結果のレビュー	
現場担当		システムの目的・機能要件・利用時品質のレビュー	外部品質及びそのレベル設定のレビュー、外部品質に係る外部安全機構・安全関連系のレビュー	機械学習要素の開発に係るレビュー	検収における品質全体のレビュー	利用時品質の確認結果のレビュー、システムの更新に係るレビュー・データ提供
				現場の管理担当 (保全)設備管理担当 (運転)製造担当	機械学習要素の開発に係るレビュー	
プラントシステム担当		システムの目的・機能要件・利用時品質のレビュー		機械学習要素の開発に係るレビュー	検収における品質全体のレビュー	利用時品質の確認結果のレビュー、システムの更新に係るレビュー・データ提供
				現場の作業担当 (保全)保全員 (運転)運転員・保全員	機械学習利用システムの機械学習要素以外の構成要素(外部安全機構等)の開発、機械学習要素の開発に係るレビュー・データ提供	テストを踏まえた外部品質の評価結果のレビュー
機械学習設計・開発担当		システムの機能要件設定	外部品質の設定、外部品質のレベル設定に係る機械学習要素以外の構成要素(外部安全機構等)や安全関連系の整理、外部品質のレベル設定	内部品質のレベル設定、機械学習要素の設定・開発		内部品質に係る機械学習要素の更新

凡例 **太字・下線**：該当する品質に係る品質保証活動の主な実施主体、下線のみ：該当する品質に係る品質保証活動をレビュー等で支援する主体

(注) データの収集等の内部品質の作り込みは「実装」フェーズに含めている。

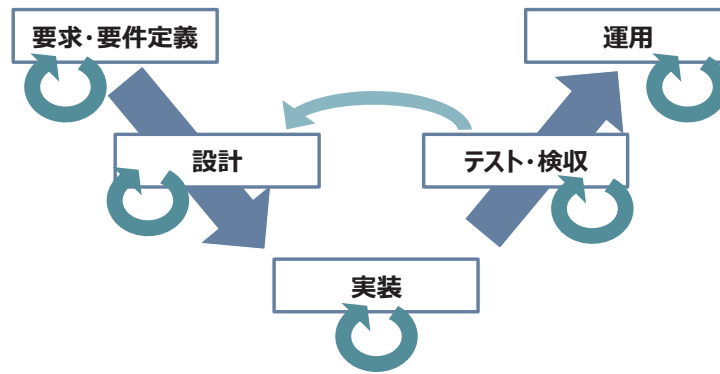
表 4-4 の横軸で示した機械学習利用システムの構築・運用におけるフェーズ別に、信頼性評価に係る実施項目を整理し表 4-5 に示した。

表 4-5 機械学習利用システムの構築・運用におけるフェーズ別の実施項目

フェーズ	ステップ	品質保証での実施項目
PoC	—	—
要求・要件定義	1	システムの目的の設定
	2	システムの機能要件・利用時品質の設定
設計	3	外部品質の設定
	4	外部品質のレベルに係る機械学習利用システムと安全関連系の整理
	5	外部品質のレベル設定
実装	6	内部品質のレベル設定
	7	機械学習要素の設計・開発
	8	機械学習利用システムの機械学習要素以外の構成要素(外部安全機構等)の開発
テスト・検収	9	テスト(外部品質の評価)
	10	検収
運用	11	利用時品質の確認
	12	外部品質の確認
	13	内部品質(運用時品質の維持性)の確認
	14	システムの更新

なお、本ガイドラインではフェーズを時系列で順に行うもの(要求・要件定義→設計→実装→テスト・検収→運用)として表現しているが、本ガイドラインは必ずしもウォーターフォール型の開発スタイルに限って適用できるものではない。図 4-1 に示すように、各フェーズ及びフェーズ間で反復的に行うことも考えられる。例えば、テストフェーズにおいて、設計フェーズで定めた信頼性(例:外部品質として、誤検知頻度を限りなく小さくする)を十分達成していないと評価された場合は、その前のフェーズ・ステップに戻り、なぜ信頼性が十分達成されていないのか順を追って確認・再度実施することが有効である。このように、各フェーズ・ステップの実施事項を適宜行き来しながら信頼性評価を行うことも可能である。

また、本ガイドラインにおいても、機械学習要素の設計・開発(ステップ7)においては一般にアジャイル型の開発スタイルがとられると想定しており、本ガイドラインの適用により機械学習要素の開発スタイルの変更を要するものではない。



各フェーズ・フェーズ間における反復的な開発

図 4-1 フェーズ間で反復のあるシステム構築・運用のスタイル

4.2.2 実施項目・実施内容の全体像

実施担当者・実施項目及び内容の全体像をリストとして表 4-6 に示す。各フェーズの記載及び以下の表の記載における担当は代表的な例であり、プロジェクトに応じて適切に設置される必要がある。

表 4-6 プラント保安分野における機械学習の信頼性評価 実施項目・内容リスト

フェーズ	ステップ	品質保証での実施項目	実施者	実施内容	ガイドライン
PoC	—	—	—	—	—
要求・要件定義	1	システムの目的の設定	事業企画担当	改善したい「現状の課題」を整理、「システムの目的」を設定し、機械学習利用システムが必要か判断	—
			現場担当	課題やシステムの目的に対し現場・ユーザーの立場からレビュー	—
	2	システムの機能要件・利用時品質の設定	プラントシステム担当	機械学習利用システムの機能要件と利用時品質を設定	2.1.1
			事業企画担当	設定された機械学習利用システムの機能要件と利用時品質に対し企画者の立場からレビュー	2.1.3 2.2.1 (3.3)
設計	3	外部品質の設定	プラントシステム担当	設定された機械学習利用システムの機能要件と利用時品質に対し現場・ユーザーの立場からレビュー	2.1.2
			現場の管理担当	利用時品質を踏まえ、機械学習要素の外部品質を設定	2.1.3 2.2.2 (3.3)
	4	外部品質のレベルに係る機械学習利用システムと安全関連系の整理	プラントシステム担当	設定された外部品質の具体化内容に対し現場の立場からレビュー	2.2.3
			現場の管理担当	機械学習利用システムの各構成要素(機械学習要素、機械学習要素以外の構成要素(外部安全機構等))、同システムと独立した安全関連系の有無や機能要件を整理	—
環境安全担当	機械学習利用システムの機械学習要素以外の構成要素(外部安全機構等)や同システムと独立した安全関連系について現場の立場からレビュー	—			

フェーズ	ステップ	品質保証での実施項目	実施者	実施内容	ガイドライン
実装	5	外部品質のレベル設定	プラントシステム担当 現場の管理担当	機械学習要素の外部品質のレベルの設定 外部品質のレベルに対し現場の立場からレビュー	2.2.3
	6	内部品質のレベル設定	機械学習設計・開発担当	外部品質のレベルに応じて、機械学習要素の内部品質のレベルを設定 設定	2.1.4 2.2.4 附録(チェックリス ト) (3.3)
テスト・検収	7	機械学習要素の設計・開発	機械学習設計・開発担当 機械学習品質保証担当 現場担当	機械学習要素の設計、内部品質の要求事項と観点に応じた開発 機械学習要素の開発において、設定した内部品質のレベルと観点を満たしているか品質保証の立場から確認 機械学習要素の開発において、現場・ユーザーの立場からデータ提供	2.2.5 附録(チェックリス ト)
	8	機械学習要素以外の構成要素(外部安全機構等)の開発	プラントシステム担当	機械学習要素の開発において、データ管理の立場からデータ提供	—
	9	テスト(外部品質の評価)	システム品質保証担当	設定した外部品質・利用時品質に必要な機械学習要素以外の構成要素(外部安全機構等)を開発 機械学習利用システムのテストを行い、その結果を評価。機械学習要素の外部品質が要求水準に達しているか評価	2.2.3
	10	検収	プラントシステム担当 環境安全担当 システム品質保証担当 事業企画担当	テスト結果の評価を踏まえて、外部安全機構・安全関連系の整理や、外部品質の設定及びレベル設定をした立場からレビュー テスト結果の評価に対し、安全管理の立場からレビュー テストでの外部品質の評価結果から機械学習利用システム全体の評価を行い、それらの評価結果等を踏まえ基準を満たす機械学習利用システムであれば検収 機械学習利用システム全体の評価をプロジェクト発案者の立場からレビュー	—

フェーズ	ステップ	品質保証での実施項目	実施者	実施内容	ガイドライン
運用	11	利用時品質の確認	現場担当	利用時品質の評価結果に対し現場・ユーザーの立場からレビュー	
			システム品質保証担当	運用中の機械学習利用システムの利用時品質を確認	2.1.1 2.1.3 2.2.1
	12	外部品質の確認	現場担当	利用時品質の確認結果に対し現場・ユーザーの立場からレビュー	
			システム品質保証担当	運用中の機械学習利用システムの利用時品質の確認結果も踏まえ、外部品質を確認	2.2.3
			プラントシステム担当	外部品質の確認結果を、外部安全機構・安全関連系の整理や、外部品質の設定及びレベル設定をした立場からレビュー	
	13	内部品質(運用時品質の維持性)の確認	機械学習品質保証担当	運用中の機械学習利用システムの利用時品質・外部品質の確認結果も踏まえ、内部品質の要求事項と観点の対応状況を確認	2.2.4 2.2.5 附録(チェックリスト)
			機械学習設計・開発担当	外部品質・内部品質の確認結果に応じて機械学習要素を更新	2.2.4 2.2.5 附録(チェックリスト)
	14	システムの更新	プラントシステム担当	利用時品質・外部品質の確認結果に応じて機械学習要素以外の構成要素(外部安全機構等)を更新、システム管理の立場から機械学習要素の更新に対しデータ提供	
			現場担当	機械学習要素の更新において、現場・ユーザーの立場からレビュー	

4.2.3 フェーズ別の実施項目・実施内容

(1) PoC

PoC は、純粹な試行的検討から本格開発の準備まで多様な意味を含む概念であり、すべての場合に信頼性評価の検討が求められるものではない。しかし PoC 後半で本格開発を見据える段階においては、以降の開発の際に信頼性評価を円滑に行う準備として、各フェーズにおける信頼性評価の実施事項・留意事項を予め考慮することが有効である。具体的には、表 4-7 に示した事項は、構築プロセスを円滑に進める上で、PoC 終了段階で目処をつけておくことが望ましい。具体的なシステム・設備が未確定な PoC 段階で、外部品質の厳密なレベル設定を行うことは困難だが、機能要件・利用時品質に照らして外部品質の要求レベルの見通しをつけ、内部品質の作り込みの方針を検討しておくことが有効である。

具体的な実施内容は、該当するフェーズの記載を参照されたい。

本格開発においては、それぞれ役割をもった担当が各実施項目を行うが、PoC フェーズにおいては、それらの役割を開発のコアメンバー（事業企画担当、プラントシステム担当、機械学習設計・開発担当等）で仮定しながら検討することが想定される。

表 4-7 PoC 終了段階で目処をつけることが望ましい項目

フェーズ	ステップ	品質保証での実施項目	ガイドライン該当箇所
要求・要件定義 (4.2.3(2))	1 (4.2.3(2)1))	システムの目的の設定	—
	2((2)2))	システムの機能要件・ 利用時品質の設定	2.1.1/2.1.3/2.2.1 (3.3)
設計 (4.2.3(3))	3 (3.2.1(3)3))	<u>外部品質</u> の設定	2.1.2/2.1.3/2.2.2 (3.3)
	5((3)5))	<u>外部品質</u> のレベル設定	2.2.3
実装 (4.2.3(4))	6 (4.2.3(4)6))	<u>内部品質</u> のレベル設定	2.1.4/2.2.4/附録(チェックリスト) (3.3)

注) フェーズ・ステップの () 内の数字は、本ガイドライン 4.2 節内で該当するフェーズ・ステップが記載されている項目番号である。

(2) 要求・要件定義

要求・要件定義においては、まずプラントオーナー企業が自社の課題を特定し、それを解決するシステムの機能要件や利用時品質を設定する。

機械学習の利用の是非は、その課題解決への必要性に応じて判断される。課題を特定した結果、機械学習要素が必要である場合については、本ガイドラインに基づいて信頼性評価を行う。機械学習要素が必要でない場合は、機械学習要素を含まないシステムとして従来通りの信頼性評価を行うこととなる。

表 4-8 フェーズ「要求・要件定義」の実施事項

ステップ	品質保証での実施項目	実施者	ガイドライン該当箇所
1	システムの目的の設定	事業企画担当:システム導入によって改善したい現状の課題を整理、システムの目的を設定 (現場担当:課題やシステムの目的に対し現場・ユーザーの立場からレビュー)	—
2	システムの機能要件・利用時品質の設定	プラントシステム担当:機械学習利用システムの機能要件と利用時品質を設定 (事業企画担当:設定された機械学習利用システムの機能要件と利用時品質に対し企画者の立場からレビュー) 現場担当:設定された機械学習利用システムの機能要件と利用時品質に対し現場・ユーザーの立場からレビュー)	2.1.1/2.1.3/2.2.1:利用時品質の位置づけ・軸・設定方法を確認 (3.3:機能要件・利用時品質の具体的な例として参照)

1) システムの目的の設定

- 実施事項

事業企画担当

改善したい「現状の課題」を整理、「システムの目的」を設定し、機械学習利用システムが必要か判断

(例えば、配管の点検にかかるコスト削減のために配管の画像診断を行いたい場合は、具体的にどういったコストや課題があるのかなどを検討)

現場担当

課題や目的に対し、現場・ユーザーの立場からレビュー

- ガイドラインの該当箇所

当該項目は、品質保証の入口となる活動だが、具体的な品質保証や信頼性評価の活動の前の段階であるため、ガイドラインの該当箇所はない。

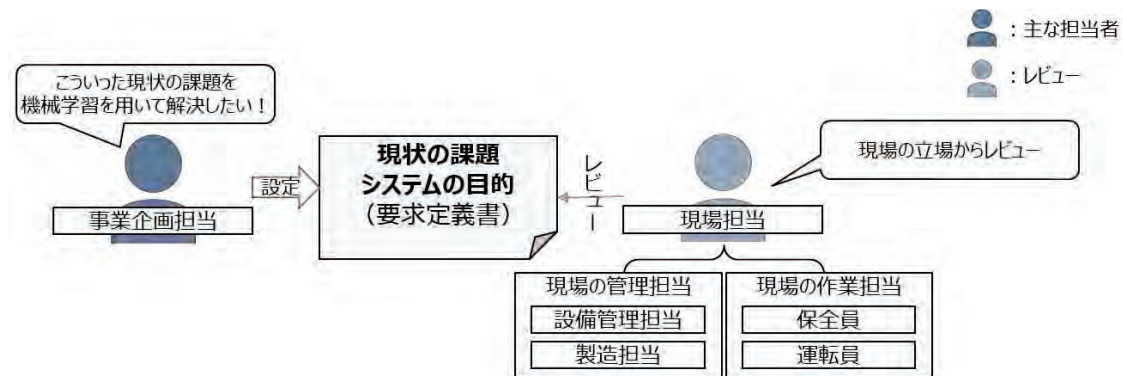


図 4-2 ステップ1「システムの目的の設定」の実施イメージ

2) システムの機能要件・利用時品質の設定

● 実施事項

プラントシステム担当

機械学習利用システムの機能要件と利用時品質を設定

事業企画担当

設定された機械学習利用システムの機能要件と利用時品質に対し企画者の立場からレビュー

現場担当

設定された機械学習利用システムの機能要件と利用時品質に対し現場・ユーザーの立場からレビュー

● ガイドラインの該当箇所

プラントシステム担当は、「2.1.1 利用時品質」「2.1.3 利用時品質・外部品質の軸」で利用時品質の位置づけ、「2.2.1 利用時品質の設定」で、利用時品質の設定の方法を理解する。記載の方法に則って、機械学習利用システムの利用時品質を設定する。事業企画担当・現場担当は、必要に応じて同じ箇所を参照する。

プラントシステム担当は、必要に応じて「3.3 ユースケースに基づく信頼性評価の具体的な適用」のうち、今回構築する機械学習利用システムに類似するユースケースの機能要件・利用時品質の例を参照する。

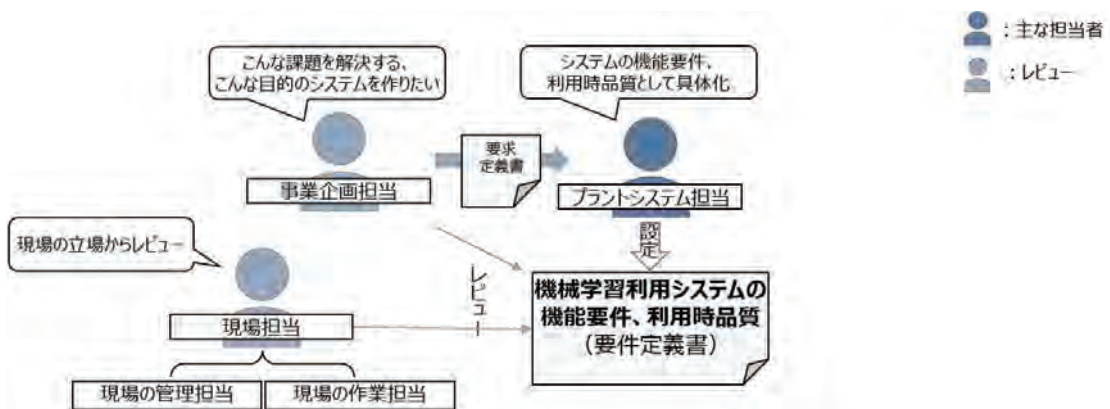


図 4-3 ステップ 2 「システムの機能要件・利用時品質の設定」の実施イメージ

(3) 設計

機械学習利用システム全体の設計を行う。すなわち、機械学習利用システム全体に求められる利用時品質に基づき、機械学習要素の外部品質や機械学習要素以外のシステムの役割といった、各構成要素に求められる要件を設定する。

なお、後の「(6)運用」フェーズで実施する各品質の確認のために、本フェーズの時点で、予め「(6)運用」で求められるモニタリングの頻度や実施基準を検討しておくことが重要である。

表 4-9 フェーズ「設計」の実施事項

ステップ	品質保証での実施項目	実施者	ガイドライン該当箇所
3	外部品質の設定	プラントシステム担当: 利用時品質を踏まえ、機械学習要素の外部品質を設定 (現場の管理担当: 設定された外部品質の具体化内容に対し現場の立場からレビュー)	2.1.2/2.1.3/2.2.2: 外部品質の位置づけや設定の方法を確認 (3.3: 外部品質の具体的な例として参照)
4	外部品質のレベルに係る機械学習利用システムと安全関連系の整理	プラントシステム担当: 機械学習利用システムの各構成要素(機械学習要素、機械学習要素以外の構成要素(外部安全機構等))、同システムと独立した安全関連系の有無や機能要件・関係、を整理 (現場の管理担当: 機械学習利用システムの機械学習要素以外の構成要素(外部安全機構等)や同システムと独立した安全関連系について現場の立場からレビュー 環境安全担当: 機械学習利用システムの機械学習要素以外の構成要素(外部安全機構等)や同システムと独立した安全関連系がある場合、その構成要素や安全関連系について安全管理の立場からレビュー)	2.2.3: 機械学習要素以外の構成要素、独立した安全関連系の位置づけに応じた外部品質のレベル設定の考え方を確認
5	外部品質のレベル設定	プラントシステム担当: 機械学習要素の外部品質のレベルの設定 (現場の管理担当: 外部品質のレベルに対し現場の立場からレビュー)	2.2.3: 外部品質のレベル設定の方法を確認

3) 外部品質の設定

- 実施事項

プラントシステム担当

具体化した利用時品質の内容を踏まえ、機械学習要素の外部品質を設定

現場の管理担当

設定された外部品質に対し現場の立場からレビュー

- ガイドラインの該当箇所

プラントシステム担当は、「2.1.2 外部品質」「2.1.3 利用時品質・外部品質の軸」で、外部品質の位置づけ、「2.2.2 外部品質の設定」で、外部品質の設定の方法を理解する。記載の方法に則り機械学習要素の外部品質の設定をする。現場の管理担当は、必要に応じて同じ箇所を参照する。

プラントシステム担当は、必要に応じて「3.3 ユースケースに基づく信頼性評価の具体的な適用」のうち、今回構築する機械学習利用システムに類似するユースケースの外部品質の具体例を参照する。

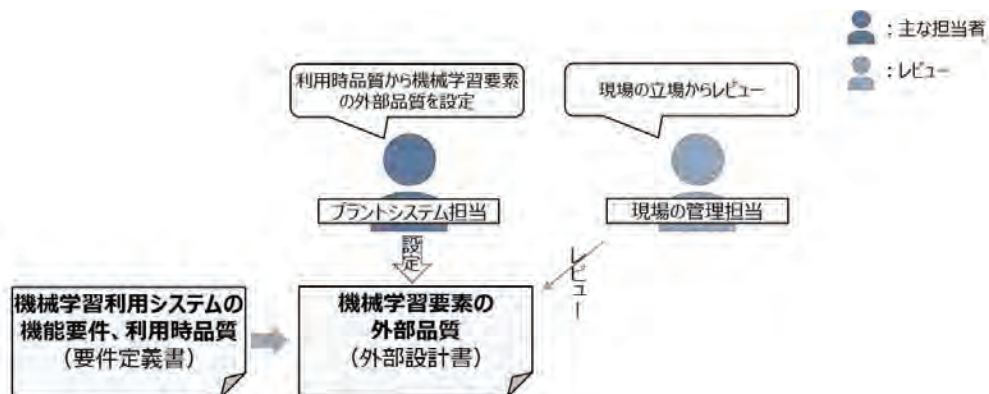


図 4-4 ステップ3「外部品質の設定」の実施イメージ

4) 外部品質のレベルに係る機械学習利用システムと安全関連系の整理

- 実施事項

プラントシステム担当

機械学習利用システムの利用時品質の達成及び機械学習要素の外部品質のレベル設定に必要な同システムの各構成要素（機械学習要素、機械学習要素以外の構成要素（外部安全機構等））、同システムと独立した安全関連系の有無や機能要件を整理

現場の管理担当

機械学習利用システムの機械学習要素以外の構成要素（外部安全機構等）や同システムと独立した安全関連系がある場合、その構成要素や安全関連系について現場の立場からレビュー

環境安全担当

機械学習利用システムの機械学習要素以外の構成要素（外部安全機構等）や同システムと独立した安全関連系がある場合、その構成要素や安全関連系について安全管理の立場からレビュー

- ガイドラインの該当箇所

プラントシステム担当は、「2.2.3 外部品質のレベル設定」で、機械学習利用システムの各構成要素（機械学習要素及び機械学習要素以外の構成要素（外部安全機構等））、また同システムと独立した安全関連系の位置づけに応じた機械学習要素の外部品質のレベル設定の考え方を確認し、同システムの機械学習要素以外の構成要素及び同システムと独立した安全関連系の有無や機能要件を整理する⁶⁶。現場の管理担当・環境安全担当は、必要に応じて同じ箇所を参照する。

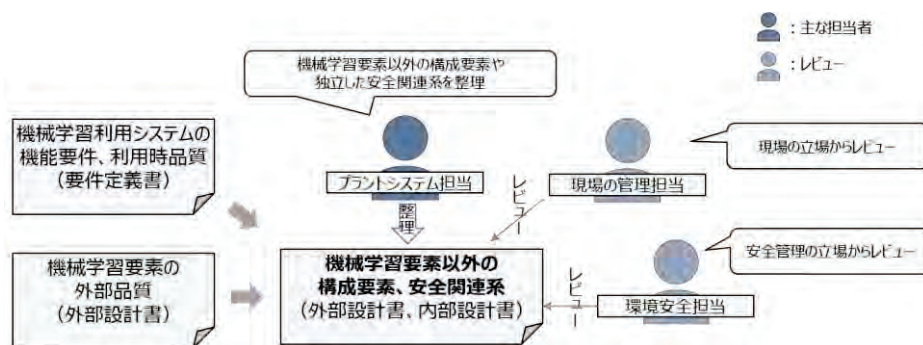


図 4-5 ステップ4「外部品質のレベルに係る機械学習利用システムと安全関連系全体の整理」の実施イメージ

⁶⁶ ここで、機能安全規格 IEC61508(JIS C 0508)、IEC61511(JIS C 0511)等の既存のシステム開発プロセスに基づき、機械学習利用システムと独立した安全関連系により十分に安全が確保されていることが確認できた場合、ステップ 2,3 で設定した利用時品質・外部品質のうち「リスク回避性」軸の項目を機械学習要素に設定する必要はないと判断される。例として「3.3.3 設備劣化診断」のユースケースで「リスク回避性」軸の利用時品質・外部品質を設定しない場合を掲載している。

5) 外部品質のレベル設定

- 実施事項

プラントシステム担当

機械学習要素の外部品質のレベルを設定

現場の管理担当

外部品質のレベルに対し現場の立場からレビュー

- ガイドラインの該当箇所

プラントシステム担当は、「2.2.3 外部品質のレベル設定」で、外部品質のレベルの設定の方法を理解する。機械学習要素の外部品質や、機械学習利用システムの機械学習要素以外の構成要素(外部安全機構等)を踏まえ、記載の方法に則って外部品質のレベル設定を行う。

「リスク回避性」は必要に応じて機械学習利用システム全体の SIL 評価と「AISL 表」の活用を組み合わせ設定する。「パフォーマンス」は基準に基づいて適切なレベルに設定する。

現場の管理担当は、必要に応じて同じ箇所を参照する。

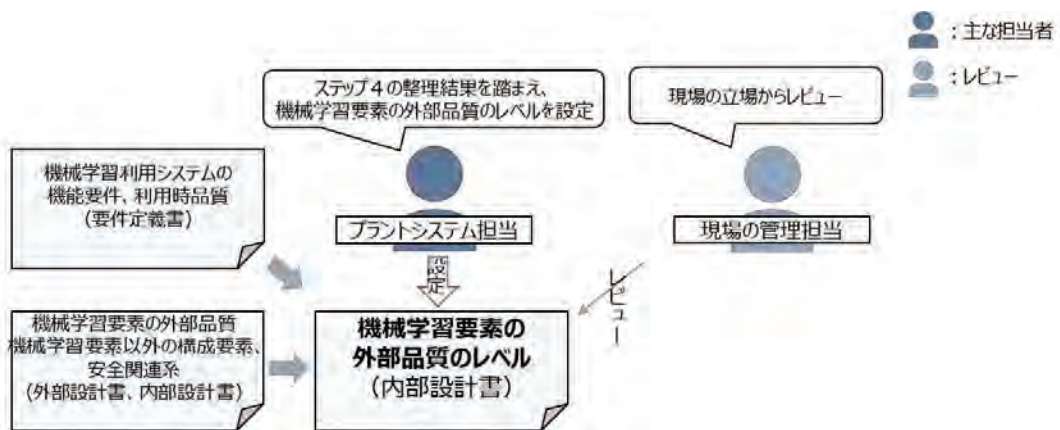


図 4-6 ステップ 5「外部品質のレベル設定」の実施イメージ

(4) 実装

機械学習利用システムの実装にあたり、内部品質の実現を通じた機械学習要素の開発、及び機械学習要素以外の構成要素の開発を行う。機械学習要素の信頼性の具体的な確保策を検討し実施する重要な工程である。

表 4-10 フェーズ「実装」の実施事項

ステップ	品質保証での実施項目	実施者	ガイドライン該当箇所
6	内部品質のレベル設定	<u>機械学習設計・開発担当</u> :外部品質のレベルに応じて、 機械学習要素の内部品質のレベルを設定	2.1.4:内部品質の8つの軸の概要を理解 2.2.4:内部品質のレベル設定を確認 附録(チェックリスト):内部品質のプラント保安分野での観点を確認 (3.3、附録(チェックリスト):内部品質のユースケース固有の観点を参照)
7	機械学習要素の設計・開発	<u>機械学習設計・開発担当</u> :機械学習要素の設計、内部品質の要求事項と観点に応じた開発 <u>機械学習品質保証担当</u> :機械学習要素の開発において、内部品質の要求事項と観点を満たしているか品質保証の立場から確認 (<u>現場担当・プラントシステム担当</u> :機械学習要素の開発において、データ管理・現場・ユーザーの立場からレビュー、データ提供)	2.2.5、附録(チェックリスト):内部品質の「要求事項」と「観点」の実行についてと具体的に実行する項目を確認
8	機械学習利用システムの機械学習要素以外の構成要素(外部安全機構等)の開発	<u>プラントシステム担当</u> :設定した外部品質・利用時品質に必要な機械学習要素以外の構成要素(外部安全機構等)を開発	—

6) 内部品質のレベル設定

- 実施事項

機械学習設計・開発担当

外部品質のレベルに応じて、機械学習要素の内部品質のレベルを設定し、設定したレベルに対応した要求事項および、プラント保安分野での観点とユースケース固有の観点を確認

- ガイドラインの該当箇所

機械学習設計・開発担当は、「2.1.4 内部品質」で内部品質の8つの軸の内容を、「2.2.4 内部品質のレベルの確認」で、内部品質のレベルの設定方法を理解する。機械学習要素の外部品質及び外部品質のレベルに応じて、機械学習要素の内部品質のレベルを設定する。「附録（チェックリスト）」で、レベル設定に応じた「要求事項」や「プラント保安分野での観点」、また必要に応じて「3.3 ユースケースに基づく信頼性評価の具体的適用」のうち、今回構築する機械学習利用システムに類似するユースケースの「ユースケース固有の観点」を確認する。プラントシステム担当は、必要に応じて同じ箇所を参照する。

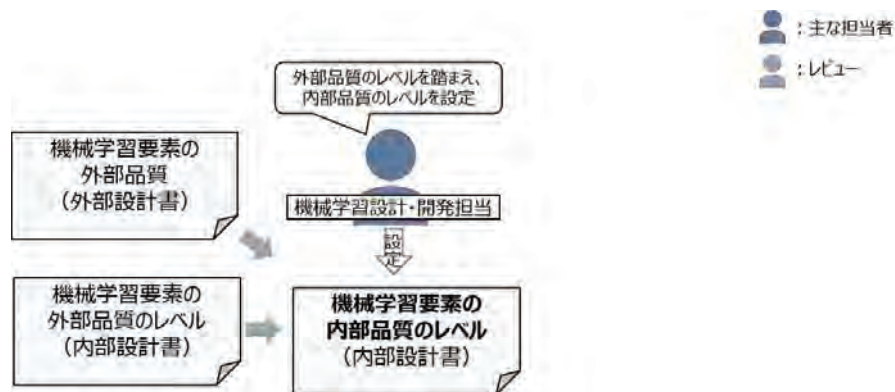


図 4-7 ステップ6「内部品質のレベル設定」の実施イメージ

7) 機械学習要素の設計・開発

- 実施事項

機械学習設計・開発担当

機械学習要素の設計（機械学習要素の具体的な仕様やモデルの特定）、内部品質の要求事項と観点に従った開発

機械学習品質保証担当

機械学習要素の開発において、内部品質の要求事項と観点を満たしているか品質保証の立場から確認

現場担当・プラントシステム担当

機械学習要素の開発において、データ管理・現場・ユーザーの立場からレビューやデータ提供、ラベル付けに協力)

- ガイドラインの該当箇所

機械学習設計・開発担当は、「2.2.5 内部品質の要求事項の確認および実行」で「要求事項」や「観点」の位置づけや実行方法について確認し、ステップ6で確認した「附録（チェックリスト）」における「要求事項」と「観点」に応じて、機械学習要素の設計・開発を行う。またそのプロセスにおいて、内部品質の「要求事項」や「観点」が満たされているか、機械学習品質保証担当がガイドライン及び「附録（チェックリスト）」の同様の箇所を踏まえて確認し、対応の記録を保存する。現場担当・プラントシステム担当は、必要に応じて同じ箇所を参照する。

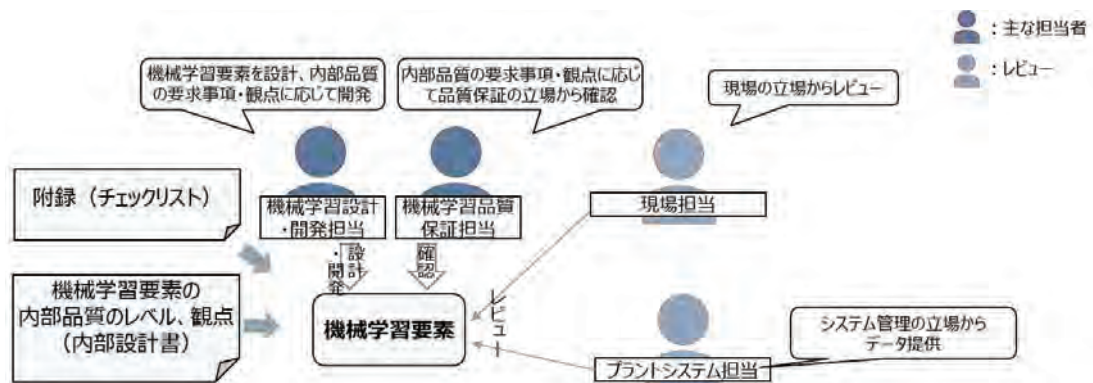


図 4-8 ステップ7「機械学習要素の設計・開発」の実施イメージ

8) 機械学習利用システムの機械学習要素以外の構成要素（外部安全機構等）の開発

- 実施事項

- プラントシステム担当

- 設定した利用時品質および外部品質を満たすために必要な機械学習利用システムの機械学習要素以外の構成要素（外部安全機構等）を開発

- ガイドラインの該当箇所

- 当該項目は、機械学習要素の外部品質のレベルの前提として必要な要件を満たし、利用時品質を達成するために必要である。しかし、機械学習要素には直接関わらない項目であるため、ガイドラインの該当箇所はない⁶⁷。

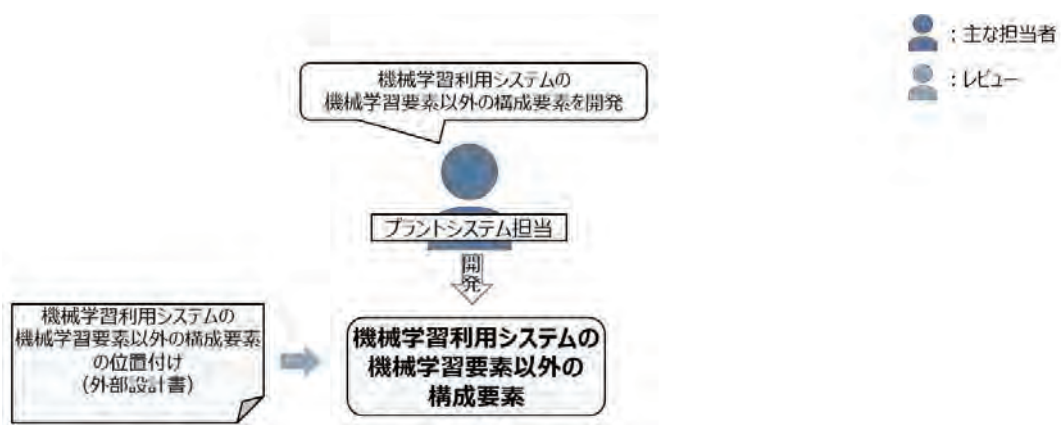


図 4-9 ステップ 8 「機械学習要素以外の構成要素（外部安全機構等）の開発」の実施イメージ

⁶⁷ 機械学習要素以外の構成要素（外部安全機構等）は、機能安全規格 IEC61508(JIS C 0508)、IEC61511(JIS C 0511)等の既存のシステム開発プロセスに従って開発する。

(5) テスト・検収

機械学習利用システムをテストし、その結果を評価する。また、テストの結果も踏まえ検収を行う。機械学習要素の内部品質は、ステップ9「機械学習要素の設計・開発」の中で確認されるので、本フェーズにおいては、機械学習利用システムの中における機械学習要素の外部品質の評価を中心に行う。検収では、利用時品質を含む要求事項が確認される。

表 4-11 フェーズ「テスト・検収」の実施事項

ステップ	品質保証での実施項目	実施者	ガイドライン該当箇所
9	テスト(外部品質の評価)	<p><u>システム品質保証担当</u> :機械学習利用システムのテストを行い、その結果を評価。機械学習要素の外部品質が要求水準に達しているか評価 (<u>プラントシステム担当</u> :テスト結果の評価を踏まえて、外部安全機構・安全関連系の整理や、外部品質の設定及びレベル設定をした立場からレビュー <u>環境安全担当</u> :テスト結果の評価に対し、安全管理の立場からレビュー)</p>	2.2.3:外部品質の評価基準を確認
10	検収	<p><u>システム品質保証担当</u> :テストでの外部品質の評価結果から機械学習利用システム全体の評価を行い、それらの評価結果等を踏まえ基準を満たす機械学習利用システムであれば検収 (<u>事業企画担当</u>:機械学習利用システム全体の評価をプロジェクト発案者の立場からレビュー <u>現場担当</u>:利用時品質の評価結果に対し現場・ユーザーの立場からレビュー)</p>	—

9) テスト（外部品質の評価）

- 実施事項

システム品質保証担当

機械学習利用システムのテストを行い、その結果を評価。機械学習要素の外部品質が要求水準に達しているか評価

プラントシステム担当

テスト結果の評価に対し、外部安全機構・独立した安全関連系の整理や、外部品質及びそのレベル設定をした立場からレビュー

環境安全担当

テスト結果の評価に対し、安全管理の立場からレビュー

- ガイドラインの該当箇所

システム品質保証担当は、「2.2.3 外部品質のレベル設定」で、外部品質の評価基準と方法を理解する。機械学習要素の外部品質の設定内容やレベルを踏まえ、テスト結果のうち機械学習要素の外部品質が要求水準に達しているか評価する。プラントシステム担当・環境安全担当は、必要に応じて同じ箇所を参照する。

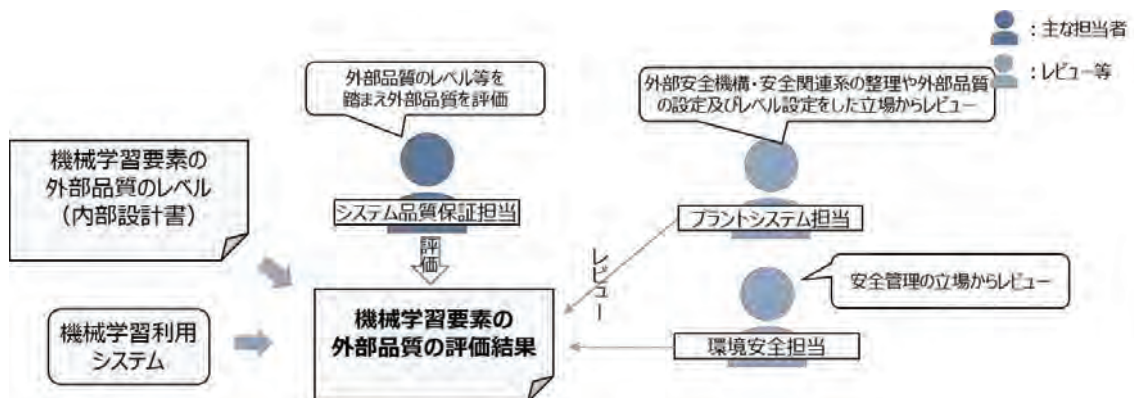


図 4-10 ステップ9「テスト（外部品質の評価）」の実施イメージ

10) 検収

● 実施事項

システム品質保証担当

テストでの外部品質の評価結果から機械学習利用システム全体の評価を行い、それらの評価結果等を踏まえ基準を満たす機械学習利用システムであれば検収

事業企画担当

機械学習利用システム全体の評価をプロジェクト発案者の立場からレビュー

現場担当

利用時品質の評価結果に対し現場・ユーザーの立場からレビュー

● ガイドラインの該当箇所

検収は各社の基準に基づいて行われるため、ガイドラインで直接該当する箇所はないが、外部品質のレベルや、それに応じて設定した内部品質のレベル、内部品質の要求事項および対応の記録、またテストでの外部品質の評価結果を適切に踏まえる必要がある。

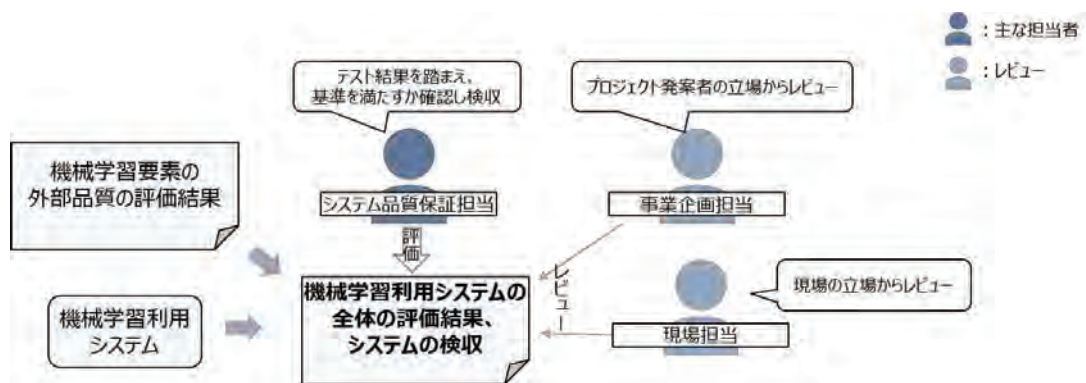


図 4-11 ステップ 10「検収」の実施イメージ

(6) 運用

機械学習利用システムの運用開始後は、必要に応じてシステムの更新が行われる。品質検査を都度経て更新する場合、リアルタイムで更新する場合のいずれにおいても、機械学習要素及び機械学習利用システム全体のアウトプット（利用時品質・外部品質）のモニタリングを行う必要がある。また、その結果を踏まえシステムの更新をする必要があるが、その判断の基準などの仕組みは、運用開始前（「(3)設計」フェーズの時点）に用意することが必要な場合が多い⁶⁸。

上記を踏まえ、運用フェーズの実施項目は、予め設定した頻度や実施基準に基づいて実施する品質保証の活動について記載する。

表 4-12 フェーズ「運用」の実施事項

ステップ	品質保証での実施項目	実施者	ガイドライン該当箇所
11	利用時品質の確認	システム品質保証担当 :運用中の機械学習利用システムの利用時品質を確認 (現場担当:利用時品質の確認結果に対し現場・ユーザーの立場からレビュー)	2.1.1./2.1.3/2.2.1: 利用時品質の概要を確認
12	外部品質の確認	システム品質保証担当 :運用中の機械学習利用システムの利用時品質の確認結果を踏まえ、外部品質を確認 (プラントシステム担当 :外部品質の確認結果を、外部安全機構・安全関連系の整理や、外部品質の設定及びレベル設定をした立場からレビュー)	2.2.3: 外部品質の評価基準を確認
13	内部品質(運用時品質の維持性)の確認	機械学習品質保証担当 :運用中の機械学習利用システムの利用時品質・外部品質の確認結果も踏まえ、内部品質の要求事項の対応状況を確認	2.2.4: 内部品質の評価基準を確認 2.2.5、附録(チェックリスト): 内部品質の要求事項と観点を確認
14	システムの更新	機械学習設計・開発担当 :外部品質・内部品質の確認結果に応じて機械学習要素を更新 プラントシステム担当 :機械学習要素以外の構成要素(外部安全機構等)を更新、システム管理の立場から機械学習要素の更新に対しデータ提供 (現場担当:機械学習要素の更新において、現場・ユーザーの立場からレビュー)	2.2.4: 内部品質の評価基準を確認 2.2.5、附録(チェックリスト): 内部品質の要求事項と観点を参照

⁶⁸ 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」

11) 利用時品質の確認

- 実施事項

システム品質保証担当

運用中の機械学習利用システムの利用時品質の達成状況を、設定したタイミングで確認

現場担当

利用時品質の確認結果に対し現場・ユーザーの立場からレビュー

- ガイドラインの該当箇所

システム品質保証担当は、「2.1.1 利用時品質」「2.1.3 利用時品質・外部品質の軸」で利用時品質の位置づけ、「2.2.1 利用時品質の設定」で、利用時品質の設定の方法を理解する。構築時のシステムの機能要件・利用時品質等を踏まえ、運用中のシステムの利用時品質が当初の目的を達成できているか確認する。現場担当は、必要に応じて同じ箇所を参照する。

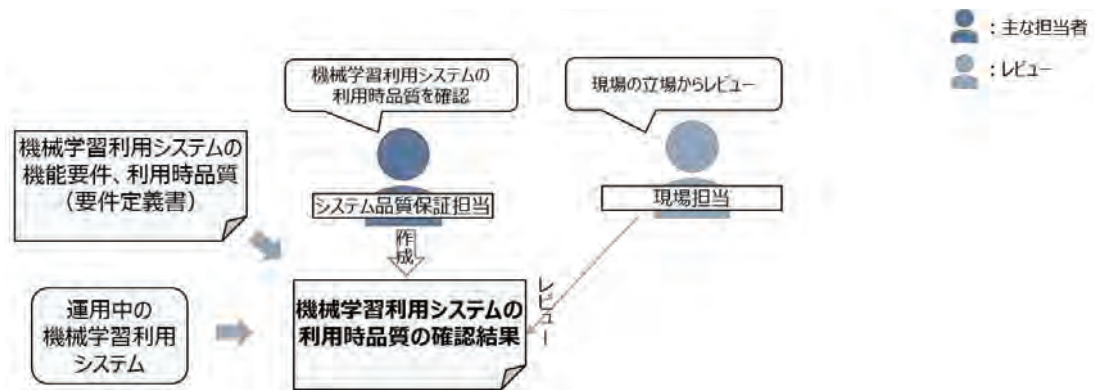


図 4-12 ステップ 11 「利用時品質の確認」の実施イメージ

12) 外部品質の確認

- 実施事項

システム品質保証担当

運用中の機械学習利用システムの利用時品質の確認結果も踏まえ、機械学習要素の外部品質の達成状況を確認

プラントシステム担当

外部品質の確認結果を、外部安全機構・独立した安全関連系の整理や、外部品質及びそのレベル設定をした立場からレビュー

- ガイドラインの該当箇所

システム品質保証担当は、「2.2.3 外部品質のレベル設定」で、外部品質の評価基準と方法を理解する。機械学習利用システムの機能要件や利用時品質、機械学習要素の外部品質の設定・レベル設定を踏まえ、運用中の機械学習要素の外部品質が当初設定した要求事項を達成できているか確認する。プラントシステム担当は、必要に応じて同じ箇所を参照する。

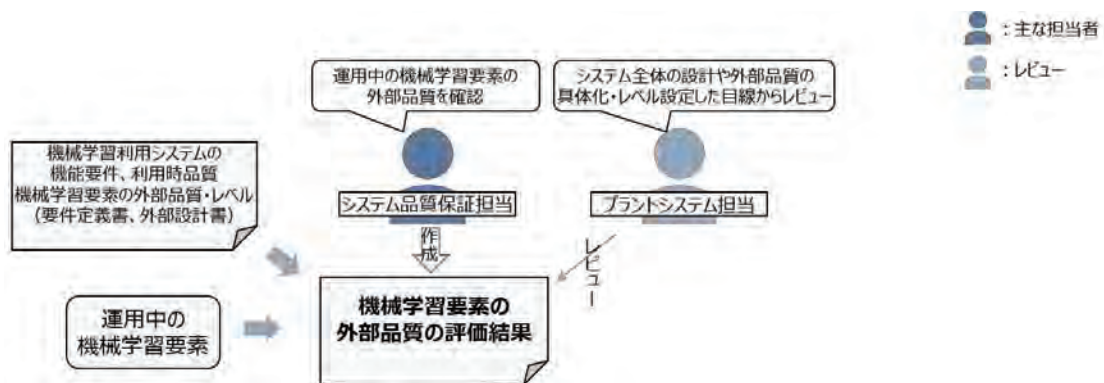


図 4-13 ステップ 12「外部品質の確認」の実施イメージ

13) 内部品質（運用時品質の維持性）の確認

- 実施事項

機械学習品質保証担当

運用中のシステムの利用時品質・外部品質の確認結果も踏まえ、「運用時品質の維持性」⁶⁹の内部品質の要求事項の対応状況を確認

- ガイドラインの該当箇所

機械学習品質保証担当は、「2.2.4 内部品質のレベルの確認」及び「2.2.5 内部品質の要求事項の確認および実行」「附録（チェックリスト）」を踏まえ、内部品質の「要求事項」と「観点」に対応できているか、特に「運用時品質の維持性」について確認する。

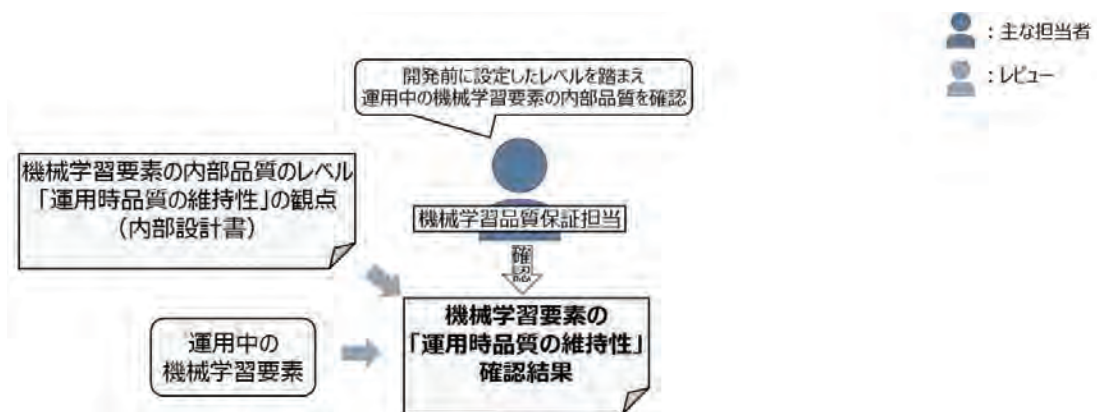


図 4-14 ステップ 13 「内部品質の確認」の実施イメージ

⁶⁹ 「運用時品質の維持性」の内部品質を満たすことを通して、他の内部品質の達成状況が低下していないかを確認する。

14) システムの更新⁷⁰

- 実施事項

機械学習設計・開発担当

外部品質・内部品質の確認結果に応じて機械学習要素を更新

プラントシステム担当

利用時品質・外部品質の確認結果に応じて機械学習要素以外の構成要素(外部安全機構等)を更新、システム管理の立場から機械学習要素の設計・開発に対しデータ提供

現場担当

機械学習要素の更新において、現場・ユーザーの立場から必要に応じて意見

- ガイドラインの該当箇所

機械学習設計・開発担当は、「2.2.4 内部品質のレベルの確認」及び「2.2.5 内部品質の要求事項の確認および実行」「附録(チェックリスト)」を踏まえた確認結果に応じて内部品質に修正を加えて、機械学習要素を更新する。現場担当・プラントシステム担当は、必要に応じて同じ箇所を参照する。機械学習要素以外の更新についてはガイドラインでの該当箇所はない。

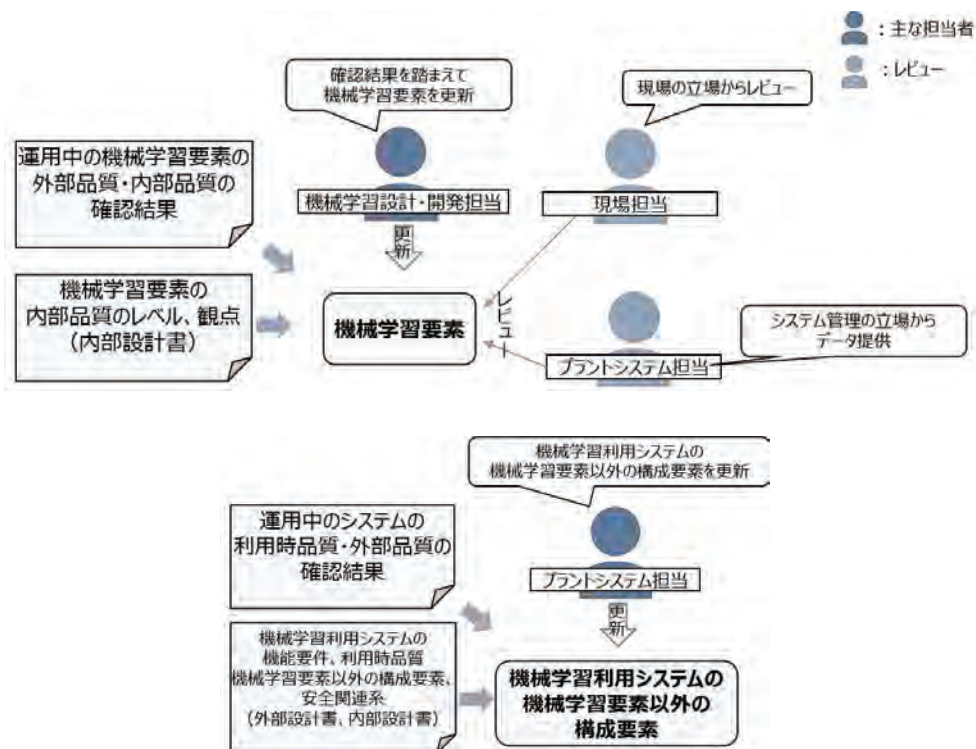


図 4-15 ステップ 14 「システムの更新」の実施イメージ

⁷⁰ 更新したシステムの外部品質は、テスト・検収フェーズに戻り、ステップ9 (テスト) で確認する。

附録

内部品質確保のための「プラント保安分野での観点」チェックリスト

- 0 (チェックリストを見る前に) 機械学習要素の開発に当たり、要求されている内部品質の要求レベル (レベル1~3) を確認する。(ガイドライン2.2.4項)
- 1 下記「本チェックリストの使用場面」に応じて検討する内部品質軸について、該当する要求レベルの要求事項を確認する。
- 2 該当する要求レベルの要求事項と直接関連する「プラント保安分野での観点」を確認する。「内部品質の要求レベル」欄で該当する要求レベル (Lv1~Lv3) 開発する機械学習要素がユースケースと類似している場合は、同様に「ユースケース固有の観点」も確認する。
- 3 要求事項を問わない共通的な「プラント保安分野での観点」を確認する。「内部品質の要求レベル」欄には、「共通」と記載している。開発する機械学習要素がユースケースと類似している場合は、同様に「ユースケース固有の観点」も確認する。

リストの使用場面】

1 「データの設計」の検討 (要求分析の十分性、データ設計の十分性)

検討の例：

- ・ データ収集でカバーすべき属性、環境要因等の検討
- ・ 要求分析や収集データについての現場のエンジニアへの確認 等

2 「データの品質」の検討 (データセットの被覆性、データセットの均一性)

検討の例：

- ・ カバーすべき属性・環境要因等が収集できていることの確認
- ・ データ不足時のシミュレータ活用の検討 等

3 「学習済みモデルの品質」の検討 (機械学習モデルの正確性、機械学習モデルの安定性)

検討の例：

- ・ 誤判断の許容水準の検討
- ・ テスト手法の検討 等

4 「実装・運用の品質」の検討 (プログラムの健全性、運用時品質の維持性)

検討の例：

- ・ 実装に利用するソフトウェアの検討
- ・ 精度検証・再学習の頻度設計 等

<p>データの設計</p>	<p>機械学習要素の対応する動作範囲を規定する</p> <ul style="list-style-type: none"> ・ 想定の入力データの範囲を特定する ・ データレベルなどの具体的な形で記述する ・ 対応しない状況とレアな状況などを識別する <p>品質管理に用いるデータ整理の細分の枠組を設計する</p> <ul style="list-style-type: none"> ・ 高リスクな状況の組み合わせなどを網羅的にカバーする ・ 全体として取り扱える範囲の数に設計する <p>性質1: 要求分析の十分性</p> <p>性質2: データ設計の十分性</p> <p>性質4: データセットの均一性</p>
<p>データの品質</p>	<p>それぞれの部分した意味ごとに十分なデータが含まれることを確認すること</p> <ul style="list-style-type: none"> ・ データの量が十分であること ・ データに偏りがないこと <p>→十分にリスクなどに対応した学習観がされることを担保する</p> <p>性質3: データセットの被覆性</p> <p>性質4: データセットの均一性</p> <p>→モデルの全体性能を向上させる</p>
<p>学習済みモデルの品質</p>	<p>訓練用データ</p> <p>入力</p> <p>出力</p> <p>推奨</p> <p>性質5: 機械学習モデルの正確性</p> <p>性質6: 機械学習モデルの安定性</p> <p>性質7: プログラムの健全性</p> <p>データセット以外の入力でも十分に安定した推論が行われること</p> <ul style="list-style-type: none"> ・ テスト結果で直接評価 <p>データセット以外の入力でも十分に安定した推論が行われること</p> <ul style="list-style-type: none"> ・ 救済評価・分析など ・ または、テスト方法などで担保 <p>学習済みモデル以外のソフトウェアの品質が確保されること</p> <p>運用時品質の維持性</p> <p>運用開始時に確保した品質が、運用期間中維持されること</p>

実装・運用の品質：

	Lv1	1	主要な品質低下リスクが発生する原因について検討を行い記録する。	- 環境の変化：季節、天気、昼夜、気温、立地など - 製品特性の変化：種類、成分など - プラントの状態の変化：立ち上げ時、通常時など	-	-	-	-	-	-	-	-
	Lv1	2	その検討結果に基づき、データの設計を行うに必要な属性等に反映する。	・プラント分野における「品質低下リスクが発生する原因」の検討結果に基づいたデータ設計を行いますか？ ・「工学的に一定の網羅性を持つ分析」として、安全関連系全体のSIL評価や、FTA、STAMP/STPA等の工学的リスク分析に係る既存の情報があれば、それを活用しましたか？ ・既存の工学的分析がない場合は、一定の網羅性を持つ分析を新たに実施しましたか？	-	-	-	-	-	-	-	-
	Lv2	3	システム全体での利用品質低下リスクとその影響について、工学的に一定の網羅性を持つ分析を行い、文書として記録する。	システム全体での利用品質低下リスクとその影響について、工学的に一定の網羅性を持つ分析を行い、文書として記録する。	-	-	-	-	-	-	-	-
	Lv2	4	それぞれのリスクについて対策の可否を分析し、機械学習要素への入力においてそのリスクに対応する特徴となる属性について分析を行う。	それぞれリスクについて対策の可否を分析し、機械学習要素への入力においてそのリスクに対応する特徴となる属性について分析を行う。	-	-	-	-	-	-	-	-
	Lv2	5	応用に即した機械学習要素の入力をもたらす環境の特徴について、機械学習の容易さなどの分析を行い記録する。	また、応用に即した機械学習要素の入力をもたらす環境の特徴について、機械学習の容易さなどの分析を行い記録する。	-	-	-	-	-	-	-	-
	Lv2	6	これらの分析結果に基づいて属性と属性値のセットの検討を行い、その決定の経緯を記録する。	これらの分析結果に基づいて属性と属性値のセットの検討を行い、その決定の経緯を記録する。	-	-	-	-	-	-	-	-
	Lv3	7	Lv2に加えて、以下の活動を行う。	・プラント分野における「利用環境の特徴量として捉えるべき要素」として、以下を検討しましたか？ - 環境の変化：季節、天気、昼夜、気温、立地など - 製品特性の変化：種類、成分など - プラントの状態の変化：立ち上げ時、通常時など	-	-	-	-	-	-	-	-
	Lv3	8	システムの利用環境の特徴量として捉えるべき要素について、過去の自己、他者の検討結果などの文献調査を行い、必要な集合の抽出に至る検討経緯を記録する。	システムの利用環境の特徴量として捉えるべき要素について、過去の自己、他者の検討結果などの文献調査を行い、必要な集合の抽出に至る検討経緯を記録する。	-	-	-	-	-	-	-	-
	Lv3	9	システム全体の利用時品質低下リスクについても、そのシステム的应用分野に即した過去の検討結果などを調査し、取捨選択の経緯も含めて検討経緯を記録する。	システム全体の利用時品質低下リスクについても、そのシステム的应用分野に即した過去の検討結果などを調査し、取捨選択の経緯も含めて検討経緯を記録する。	-	-	-	-	-	-	-	-
	Lv3	10	また、システム全体の利用時品質低下リスクについては、Fault Tree Analysisなどの工学的分析を用いた抽出もを行い、その結果を記録する。	また、システム全体の利用時品質低下リスクについては、Fault Tree Analysisなどの工学的分析を用いた抽出もを行い、その結果を記録する。	-	-	-	-	-	-	-	-
	共通			・プラントでの全ての利用状況を被覆しているか 分析するために、現場のプラントエンジニアによる要求分析を行いましたか？	-	-	-	-	-	-	-	-
	共通			・カメラ等での認識を行うAIの場合、認識対象とする設備の箇所や状態を絞り込みましたか？	-	-	-	-	-	-	・保温材が巻かれていない配管を取り扱う場合は、保温材のものの変化ではなく、保温材の変化が対象となる点に注意する。	-
	共通			・設備の状態の変化を検知・予測するAIの場合、検知・予測対象とする箇所や状態を絞り込みましたか？	-	-	-	-	-	-	・腐食の種類によって「データ設計の十分性」「データセットの被覆性」の評価にも影響するたため、どの腐食を対象とするかという点まで絞り込む。	・製造条件によって変化する場合の成分値に対して、どの成分値の範囲までを対象とするか検討する。製造する製品が異なる場合だけでなく、流体の組成やプロセスが異なるといった点まで要求を特定する。 ・異常の検知と、それに関連する変数との間で、工学的に意味のある因果関係が不明であっても、相互のみで活用することは妨げない。
	共通			・要求に工学的因果関係の説明が含まれる場合、活用する上で必須かどうかを確認しましたか？	-	-	-	-	-	-	-	-
	共通			・学習だけでなく公差検証や汎化性能等が確保されるデータ量が確保できますか？	-	-	-	-	-	-	-	-
	共通			・ユーズ企業から、課題解決に繋がるデータが提供されていますか？もしくは生成、獲得することが可能になっていますか？	-	-	-	-	-	-	-	-
	共通			・課題のモデル化に際して、学習用データセットの説明変数の数・因果関係の数が複雑過ぎる、もしくは単純すぎることはありませんか？また、多重共線性は考慮していますか？	-	-	-	-	-	-	-	-
	共通			・運用中の入力データについて、異常な動作に繋がるとともに、または悪意のあるデータを検知し、排除する機構を実装していますか？	-	-	-	-	-	-	-	-
	共通			・既存のAI通用先の経験と、次の開発に技術として反映できるプロセス、体制が構築されていますか？	-	-	-	-	-	-	-	-

共通	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
共通	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
共通	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
共通	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
共通	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
共通	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
共通	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
共通	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
共通	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
共通	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
共通	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-

-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-

能劣化の検出を人間もしくはAIシステムが判断する設計になっていますか？

- 学習用データセットのバリエーションが増えた際でも検証ができるように、交差検証の方法を決めていますか？
- 訓練データの特性変化や出力の追加値により再学習を行った結果、再学習前の性能に対する劣化は許容可能となっていますか？
- AIモデルの更新を手動ではなく自動で実施する際に、AIモデルの特性変化や性能変化が許容範囲であることを十分検証できますか？
- 学習にフィードバックするデータに対して、性能劣化に繋がる悪意のあるデータの埋入を防ぐことができまですか？もししくは、学習前に悪意のあるデータを排除する機構がありますか？
- 運用中の推論に利用する入力データについて、異常な動作に繋がるような異常または悪意のあるデータを排除できる仕組みがありますか？
- 再学習したモデルの配信方法を検討しましたか？
- リリースしたAIのプロシードラムに異常が発生した場合、迅速にロールバックを行う仕組みがありますか？

プラントにおける AI の信頼性評価に関する検討会 委員等名簿

座長(敬称略)

山下善之 国立大学法人 東京農工大学大学院工学研究院応用化学部門 教授

委員(五十音順、敬称略)

青山敦 立命館大学 テクノロジー・マネジメント研究科 教授
 石川冬樹 国立情報学研究所 アーキテクチャ科学研究系 准教授
 江崎宣雄 三井化学株式会社 生産・技術本部 生産技術高度化推進室長
 大岩寛 国立研究開発法人産業技術総合研究所 サイバーフィジカルセキュリティ研究センター ソフトウェア品質保証研究チーム長
 大野拓也 日揮グローバル株式会社 技術イノベーションセンター 特別理事
 岡田義昭 日本電気株式会社 コーポレート事業開発本部 上席プロフェッショナル
 小山田賢治 高圧ガス保安協会 高圧ガス部長代理
 国頭庸一 三菱ケミカル株式会社 生産技術部 安全工学センター長
 小淵恵一郎 横河電機株式会社 IA プロダクト&サービス事業本部 インフォメーションテクノロジーセンター AI ビジネス開拓部 部長
 近藤晃弘 株式会社日立製作所 産業・流通ビジネスユニット ソリューション&サービス事業部 産業 PA ソリューション部
 齋藤剛 独立行政法人労働者健康安全機構 労働安全衛生総合研究所 機械システム安全研究グループ 上席研究員
 喰田秀樹 出光興産株式会社 生産技術センター システム高度化技術室長
 西 晴樹 消防研究センター 火災災害調査部長
 濱田聡之 昭和電工株式会社 レスポンスブルケア部 環境安全室
 原田典明 旭化成株式会社 理事 生産技術本部 デジタルイノベーションセンター長
 藤井達也 ENEOS 株式会社 工務部設備管理グループマネージャー
 梶谷昌隆 JSR 株式会社 生産技術部長
 丸山宏 株式会社 Preferred Networks PFN フェロー
 安井威公 千代田化工建設株式会社 デジタルトランスフォーメーション本部 デジタル企画マーケティング部 専門長

オブザーバー (敬称略)

石油連盟
 石油化学工業協会
 一般社団法人 日本化学工業協会
 一般財団法人 エンジニアリング協会
 一般社団法人 日本電気計測器工業会
 一般社団法人 日本ディープレーニング協会
 日本メンテナンス工業会
 独立行政法人 経済産業研究所
 神奈川県 くらし安全防災局防災部 消防保安課
 三重県 雇用経済部 ものづくり産業振興課
 四日市市 商工農水部 商工課

総務省消防庁 特殊災害室
 総務省消防庁 危険物保安室
 厚生労働省 労働基準局 安全課
 厚生労働省 労働基準局 化学物質対策課
 経済産業省 製造産業局 素材産業課
 経済産業省 商務情報政策局 情報経済課
 経済産業省 産業保安グループ 高圧ガス保安室
 経済産業省 資源エネルギー庁 資源・燃料部 石油精製備蓄課

事務局

株式会社三菱総合研究所

プラント保安分野 AI 信頼性評価ガイドライン

2020 年 11 月

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

「プラントにおける AI の信頼性評価に関する検討会」
事務局 三菱総合研究所

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

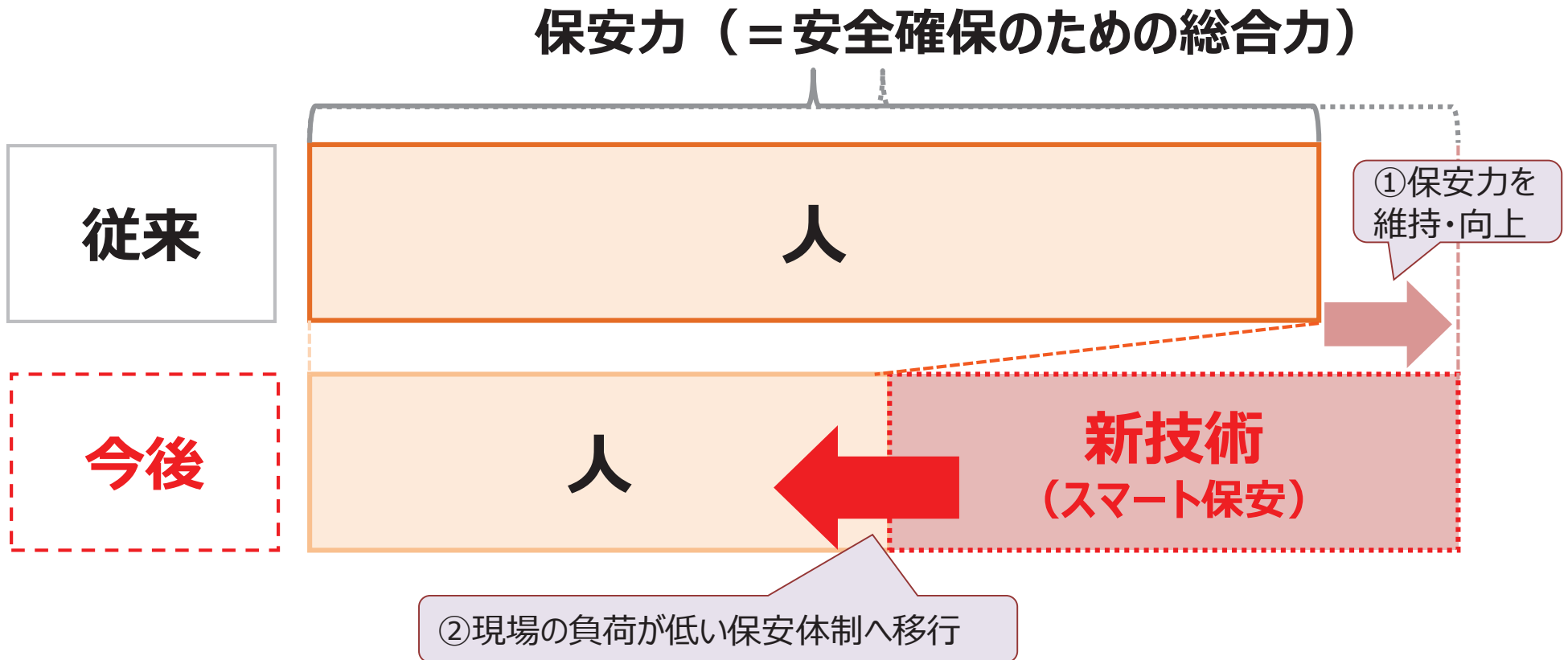
目次

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

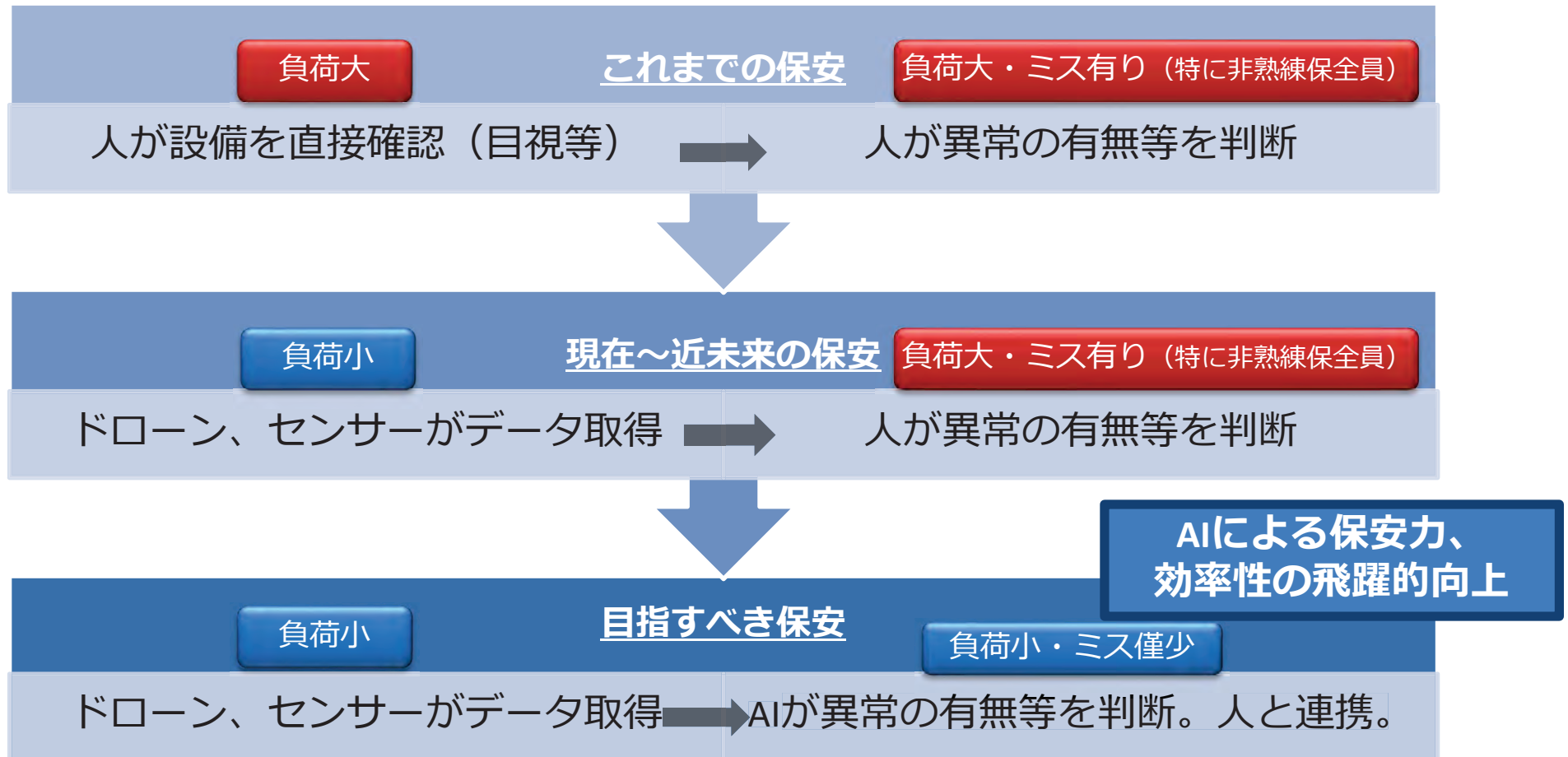
- 近年、プラントは構造的課題（設備の高経年化と労働力不足等※）に直面している一方で、AIやドローン等の新技術の発展が目覚ましい。
- そのため、新技術を活用して保安を変革し、構造的課題を解決する「スマート保安」を実行することが求められている。
- 以下の図で示すとおり、スマート保安によって、①保安力を維持・向上しつつ、②現場の負荷が低い保安体制へ移行することが期待される。



※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：高圧ガス保安分野 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

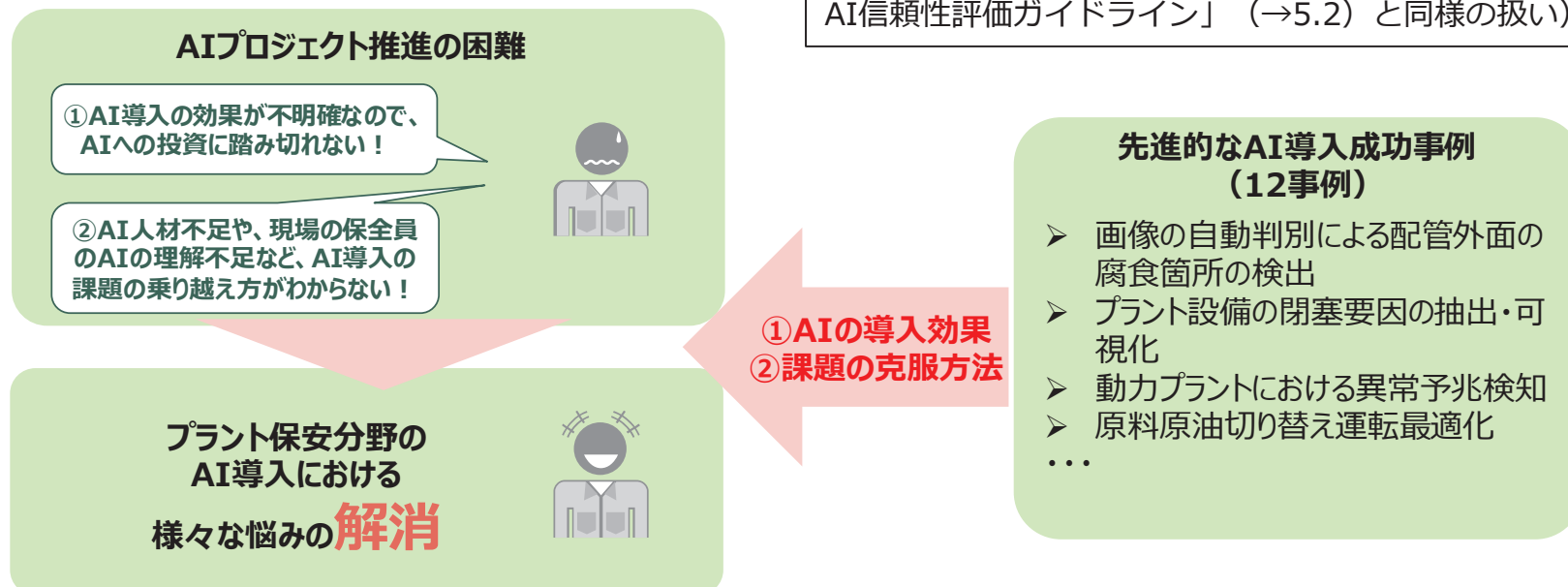
- スマート保安技術のうち、近年特に活用が期待されているのが「AI」である。
- これまでは保全員が現場で異常を確認していたが、特に自主保安の領域ではドローンやセンサーに置き換わりつつある。
- このデータに基づいてAIが異常の有無等を高精度で判断できれば多様な効果が期待できる。例えば、より高頻度～リアルタイムに設備の状態を把握できるようになるため点検の的確性や効率が向上する。また、AIの判断を活用することで保全員の負荷を低減するだけでなく、非熟練保全員でも高水準の保安レベルを維持できる。さらに、異常を兆候の段階で発見できれば重大事故を防止でき、機会損失を削減することができる。



1.3. 本事例集の目的

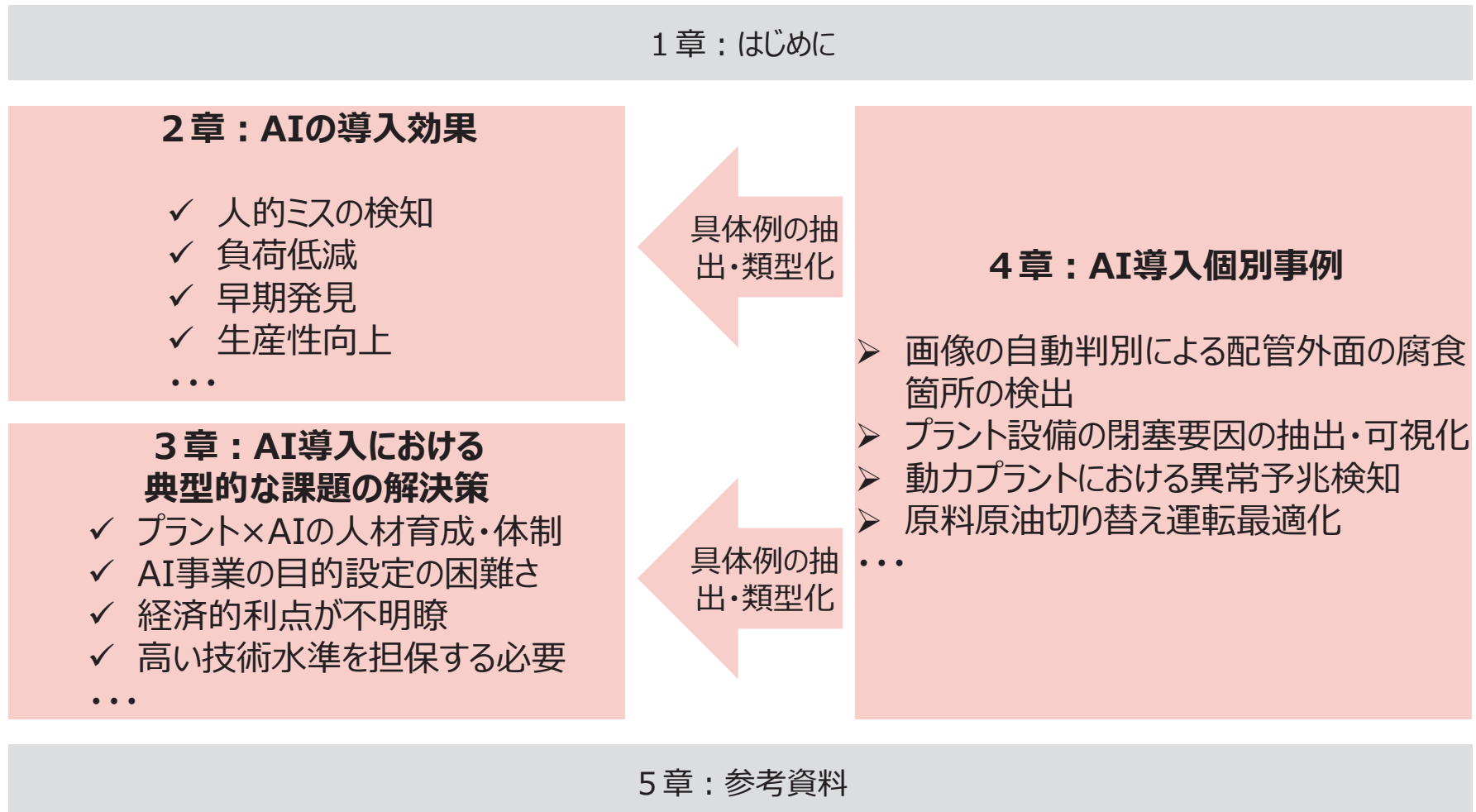
- AI（※）は保安力・生産性を飛躍的に高める可能性を有しているが、AIプロジェクトを推進するには困難が伴う。
- 特に、①AIによってどのような効果が得られるか分からないため投資に踏み切れない、②AI導入にあたって直面する課題（AI人材不足、現場の保全員のAI理解不足等）の乗り越え方がわからない、という事業者に向けて、本事例集が解決策を示す。
- 本事例集では、プラント事業者、AI開発事業者等から**12の先進的なAI導入成功事例**をご提供いただき、これに基づいて①AIの導入成果、②AI導入における典型的な課題の克服方法を具体的に示した。
- 本事例集をヒントとして用いて、AIプロジェクト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



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行えるため、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。（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。（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。

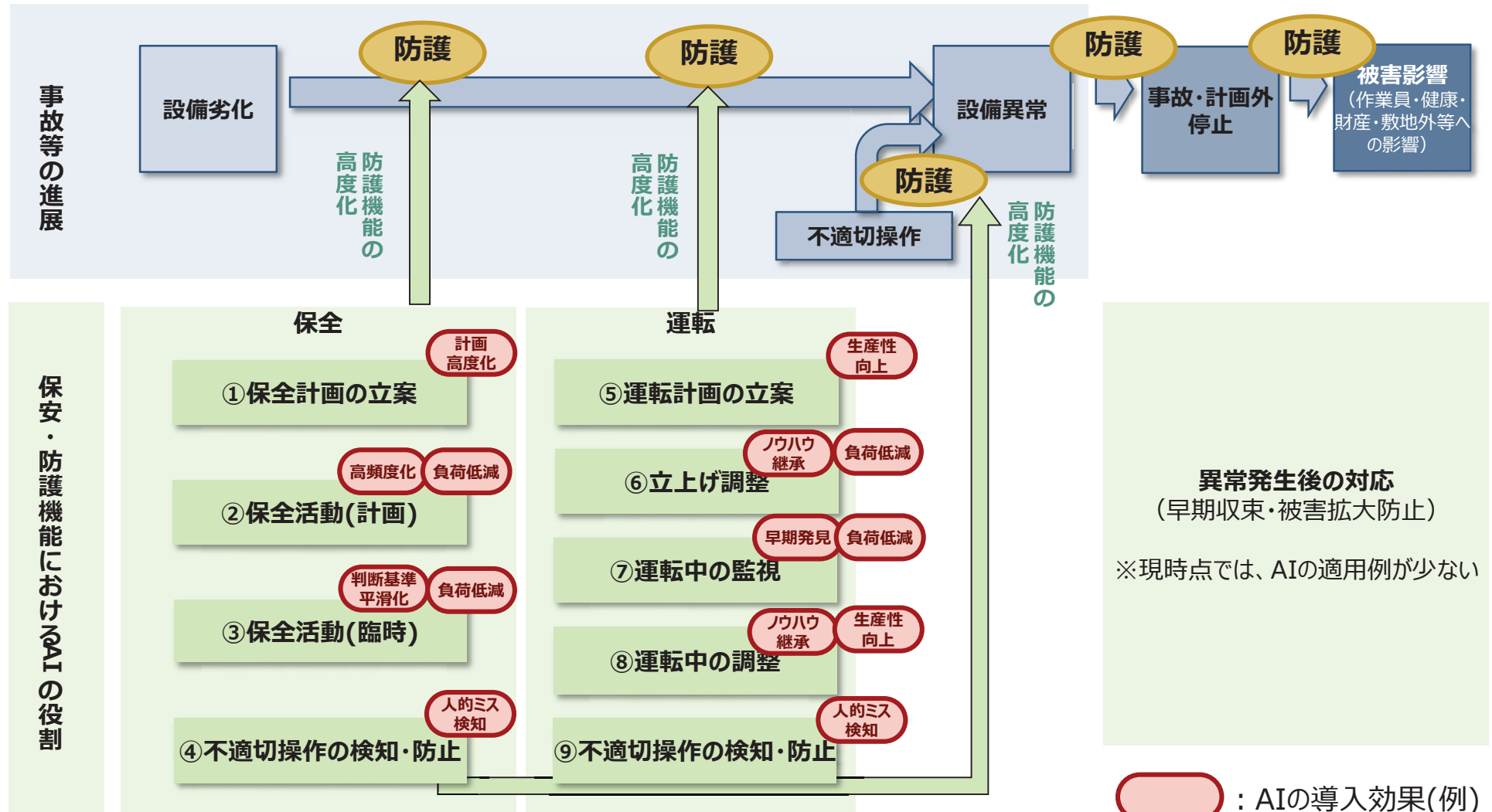
AIでは解決しにくいプラント保安分野の課題

- 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）

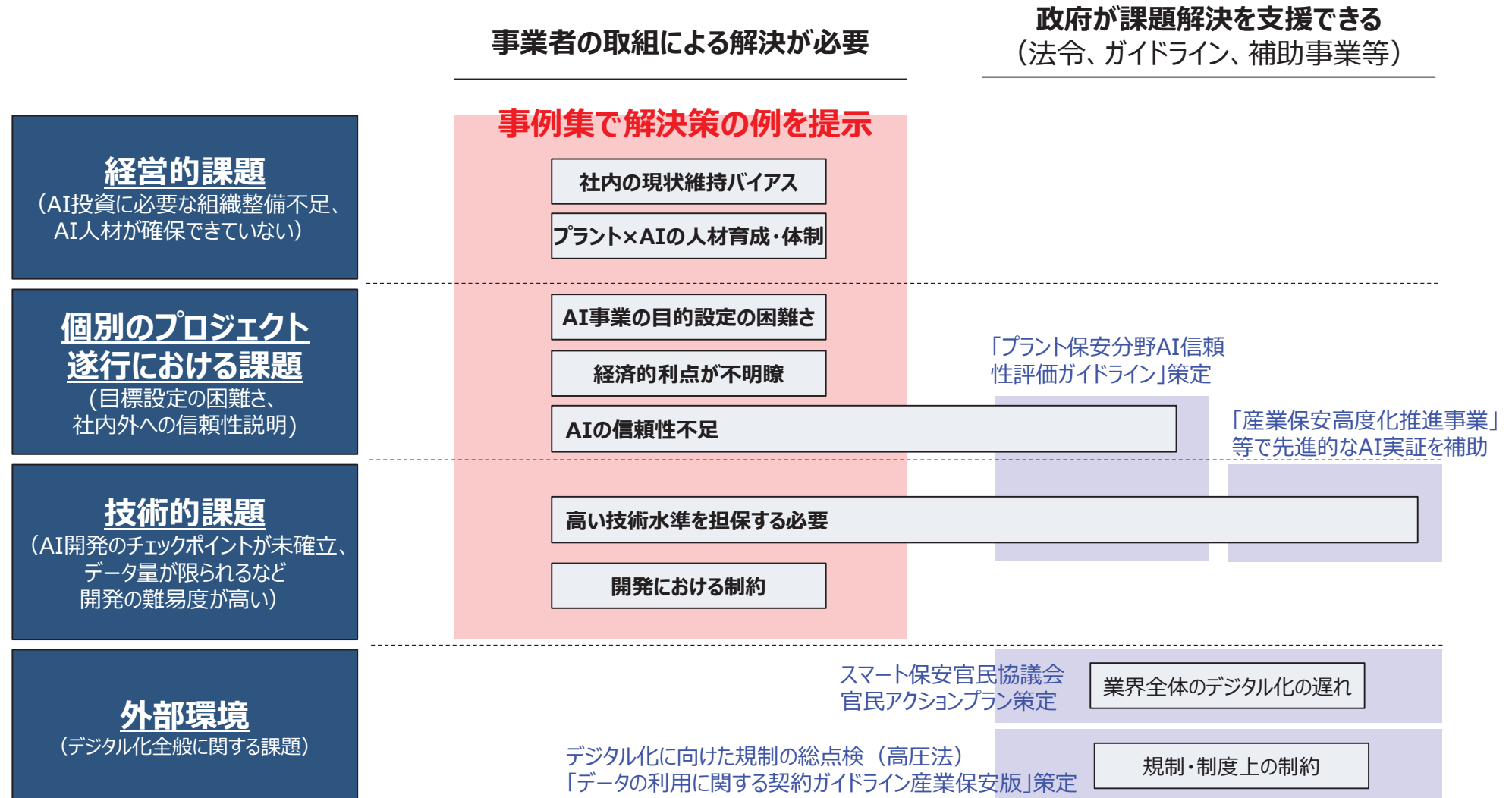
- ①～⑨に示すAIの役割は、4章で示す個別事例と以下のように対応している。
- 自社において、保全・運転のどの局面でAI活用を検討するかを確認し、参考にされたい。

	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。



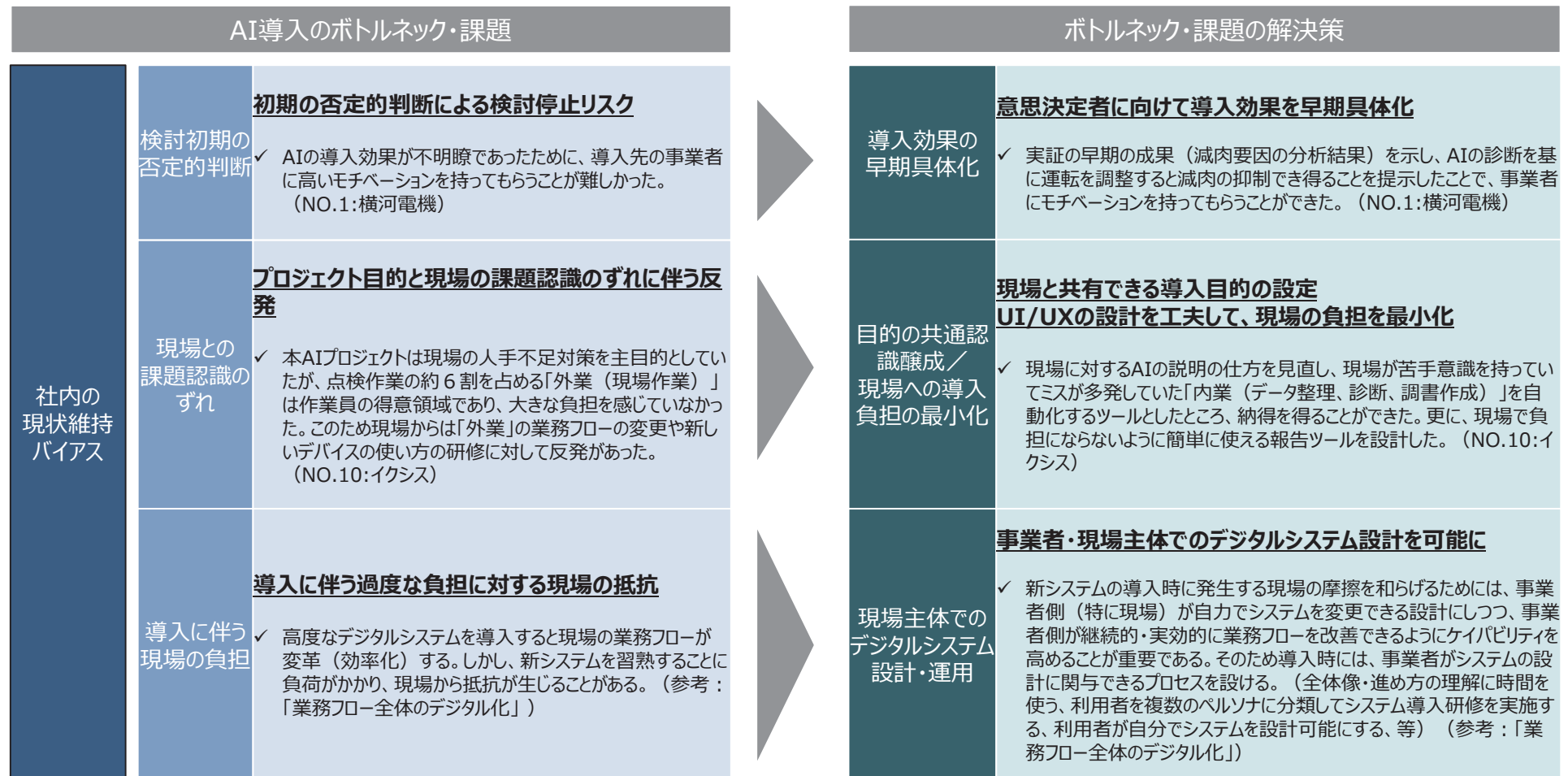
3.1. AI導入における課題の分類 (2/2)

- 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かかわからず、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。

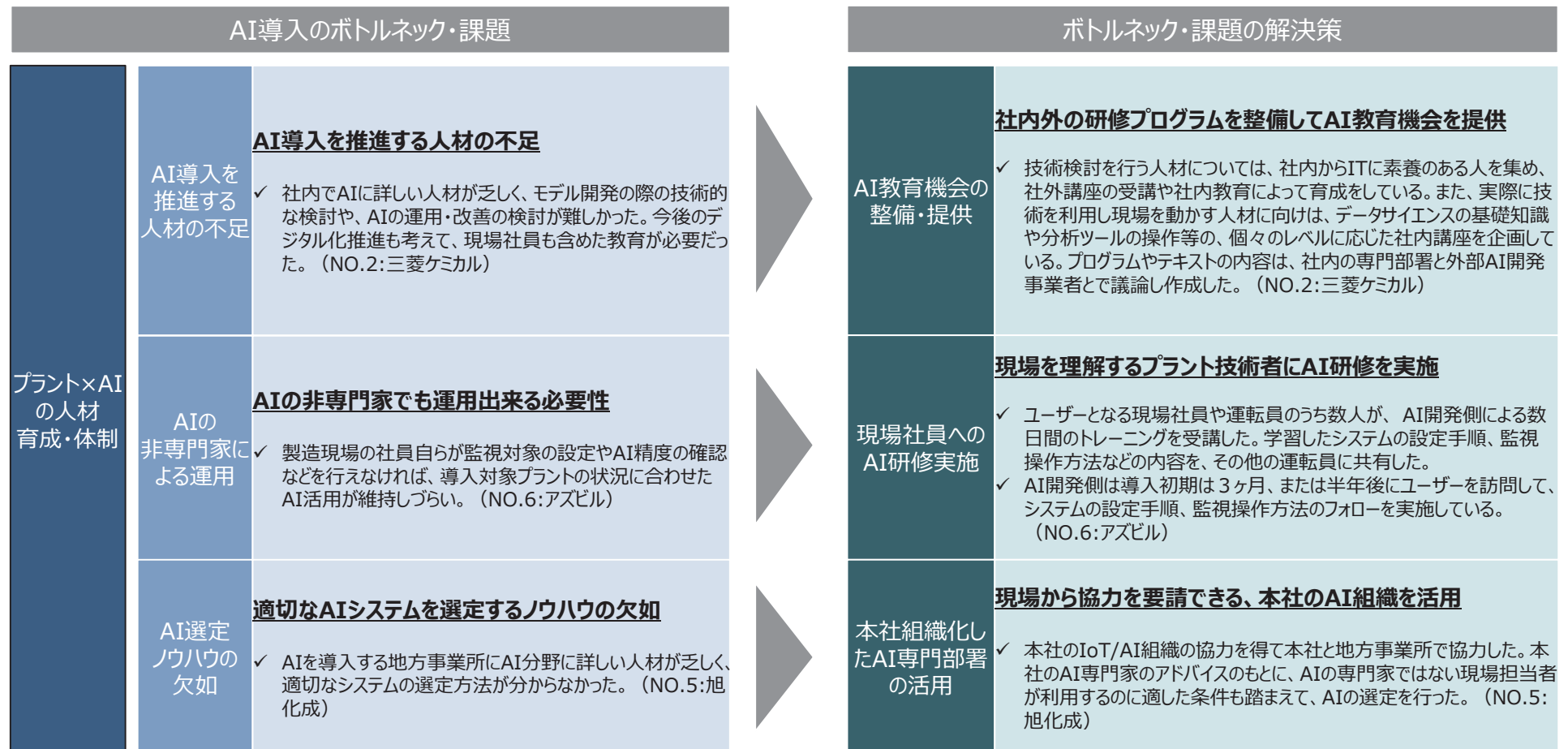
3.2. AI導入における課題と解決策：社内の現状維持バイアス

- 「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）



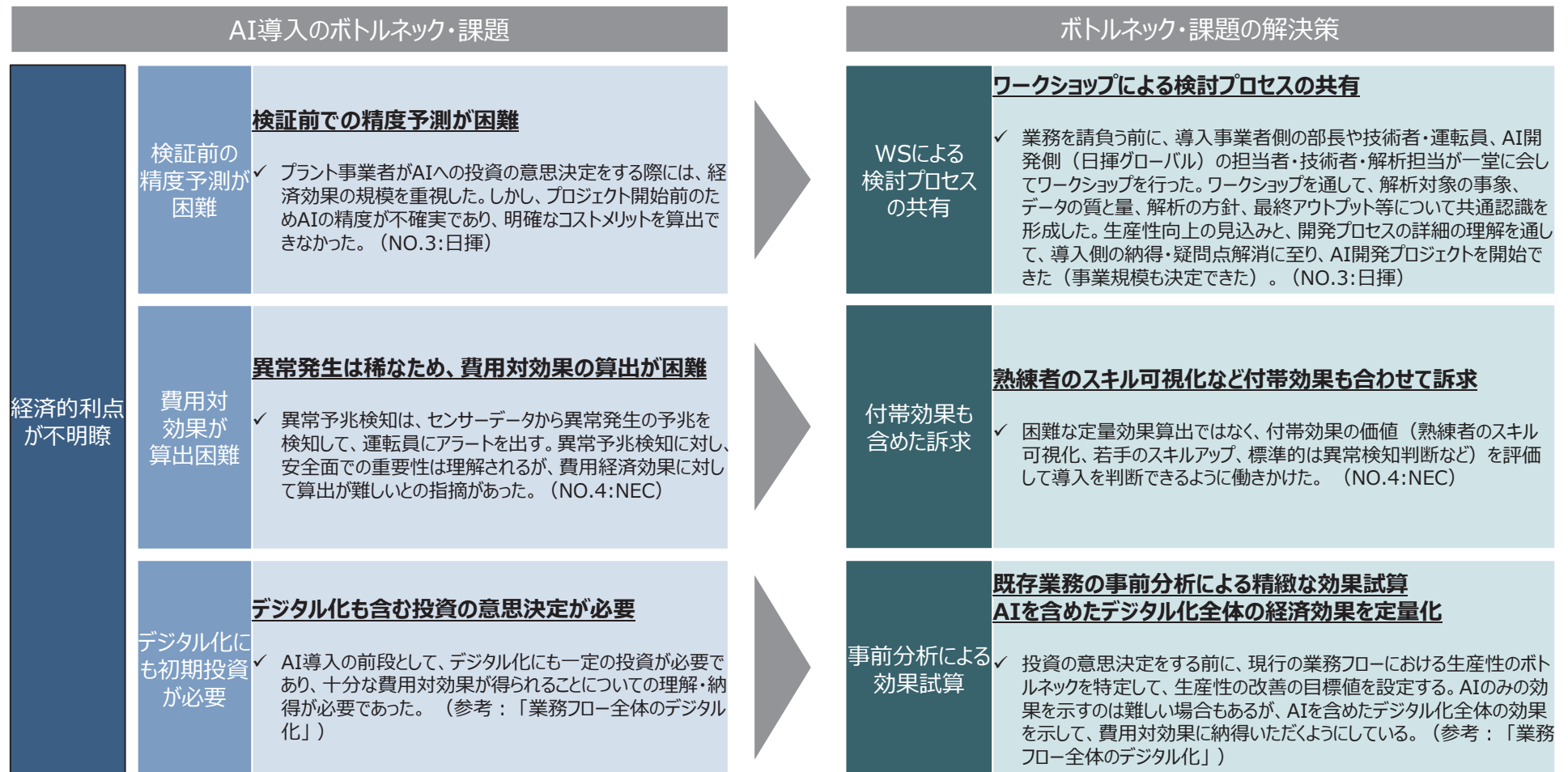
3.2. AI導入における課題と解決策：AI事業の目的設定の困難さ

- 「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	AIに対する過度な期待 ✓ 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 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 ✓ 「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	AIで何がしたいのか課題が明確でない ✓ 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）	関係者全員参加での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	目標精度を設定することの難しさ ✓ 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。（NO.8:出光）	技術者の精度水準との比較 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 ✓ 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	「すぐれた運転」の定義が定性的 ✓ 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 熟練技術者との協議を通して目標を定量化 ✓ 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い。 （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ことがあった。（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

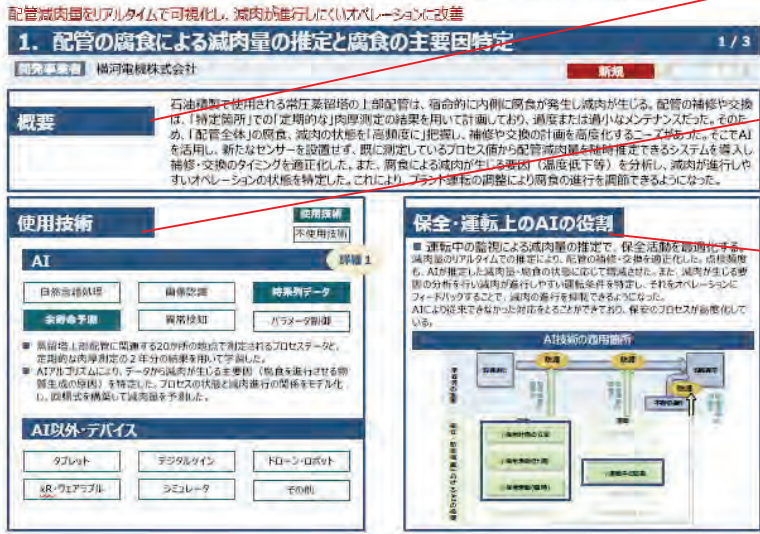
- 「開発における制約」については、データの共有・連携ができない、プラント設備の知識が不足する等の課題がある。
- データの開示範囲を工夫してデータ共有する（NO.10:イクシス, NO.11:ベストマテリア）、AIの導入側（プラント事業者）主体でモデルを構築する(NO.6:アズビル)等の例がある。

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一致	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 ✓ 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。（NO.6:アズビル）	現場主体での監視モデル作成 運転員主体でのモデル作成 ✓ 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）



【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。

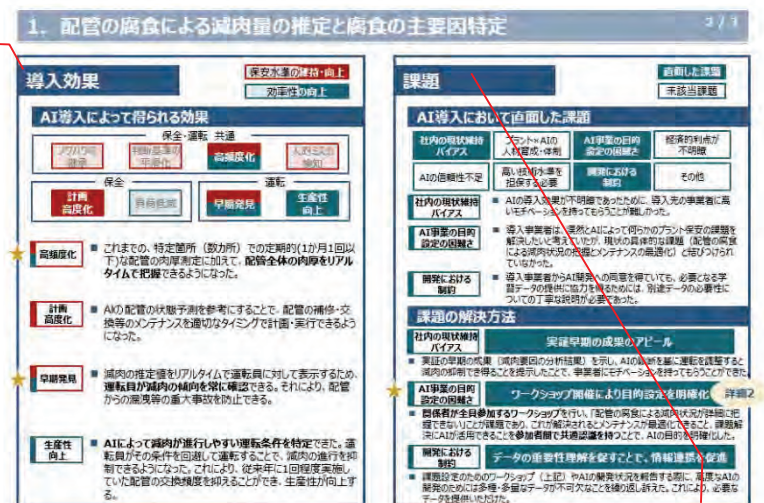
【使用技術】

- ✓ 「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。

【安全・運転上のAIの役割】

- ✓ AIを導入することで安全・運転プロセスがどのように高度化するのが記載しています。
- ✓ 安全・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。

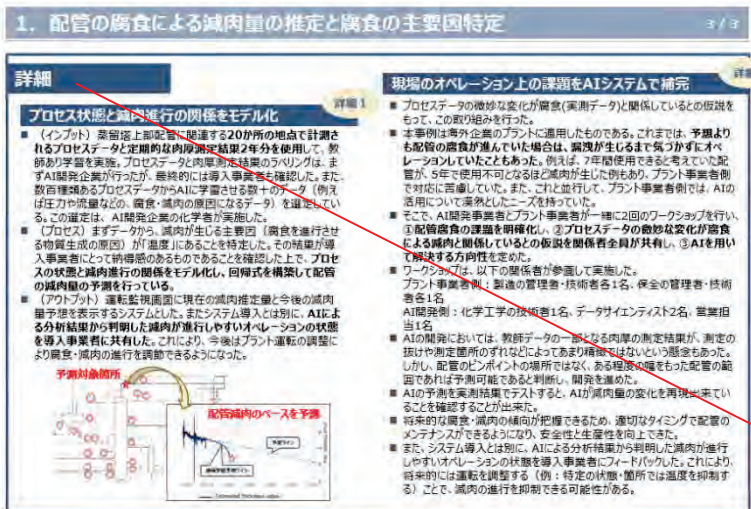
【課題】

- ✓ 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）



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。

31 ※「AIの信頼性不足」の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

(参考) 業務フロー全体のデジタル化※

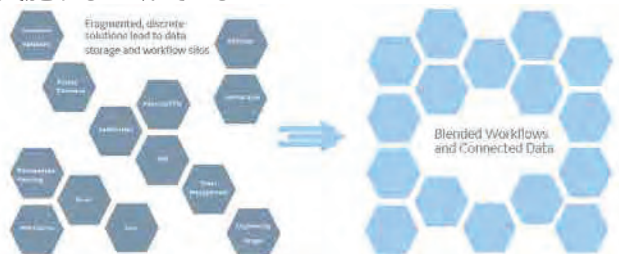
- AIは、業務フロー全体のデジタル化が進んでいるほど、大きな効果を発揮する。そのため、AI導入のみを検討するのではなく、プラントにおける業務フロー全体のデジタル化を進めることが重要である。

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人が多い。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パビリティを高める**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。

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ご早期の設備・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

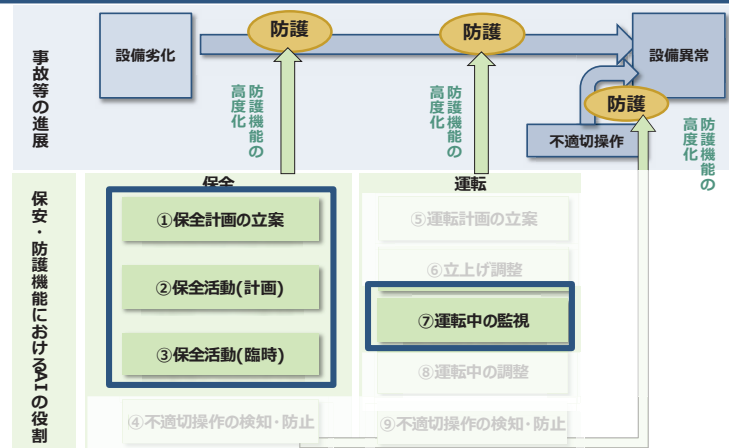
シミュレータ

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

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

★ 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

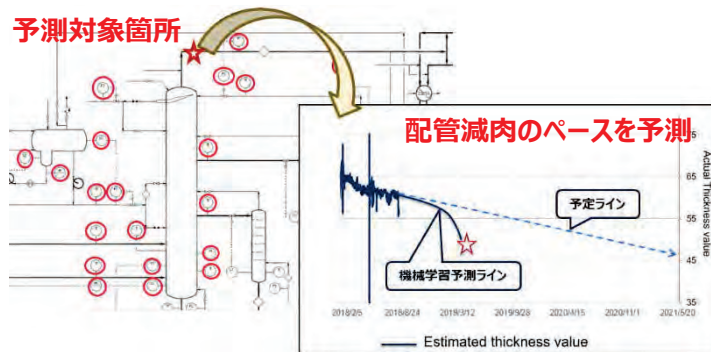
- 課題設定のためのワークショップ（上記）やAIの開発状況を報告する際に、高度なAIの開発のためには多種・多量なデータが不可欠なことを繰り返し訴えた。これにより、必要なデータを提供いただけた。

詳細

詳細2

プロセス状態と減肉進行の関係をモデル化

- (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。



詳細 1

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と一緒に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、③AI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

1 / 3

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

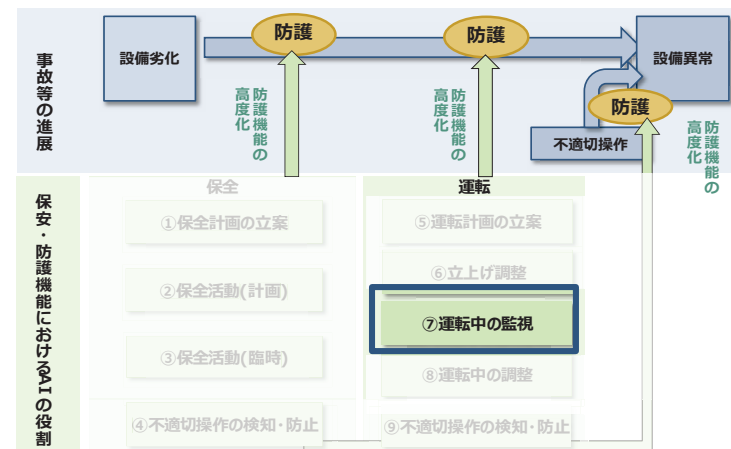
その他

- 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

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

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可能性がある。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

- 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。

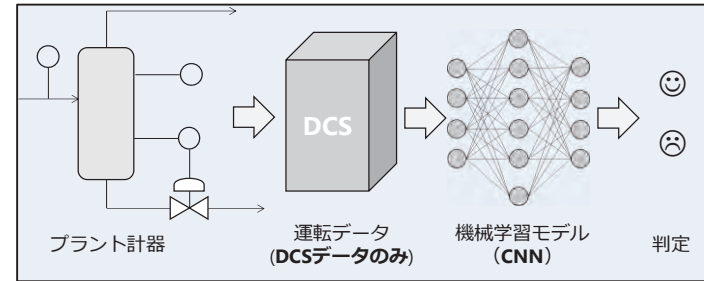
詳細 2

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

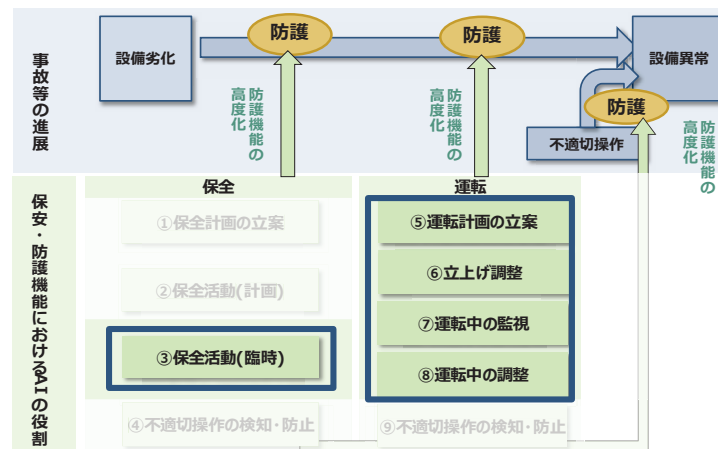
- DCSのデータを活用（新規のデータ取得の必要なし）

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

保安・運転 共通



保安

運転



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

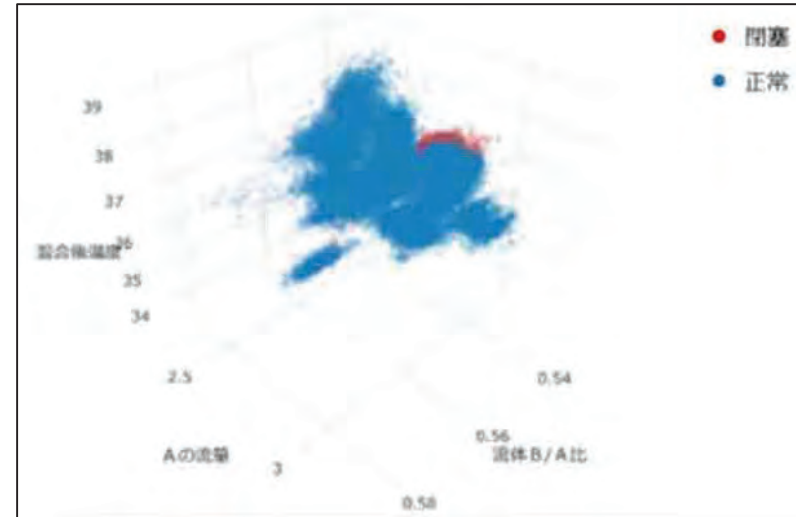
- 深層学習を用いた場合、予測精度は高いが、AIが提示する結果の解釈がしにくくなる。結果として、ユーザーであるプラント技術者が活用できず、閉塞の対策立案に寄与しないため、深層学習は採用しなかった。代わりに、**結果の解釈が可能な学習手法（LightGBM）**を採用した。その上で、閉塞に起因する運転条件を表している要素のうち閉塞への影響が**大きい上位3つを3次元に可視化**するAIを作り、人が解釈し易いようにした。3要素の出力で要因の解釈と対策立案ができることを、プラント技術者と検証して妥当性を確認した。

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。

91時間前に予兆を捕捉することにより、重大事故・計画外停止を撲滅

4. 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

1 / 3

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

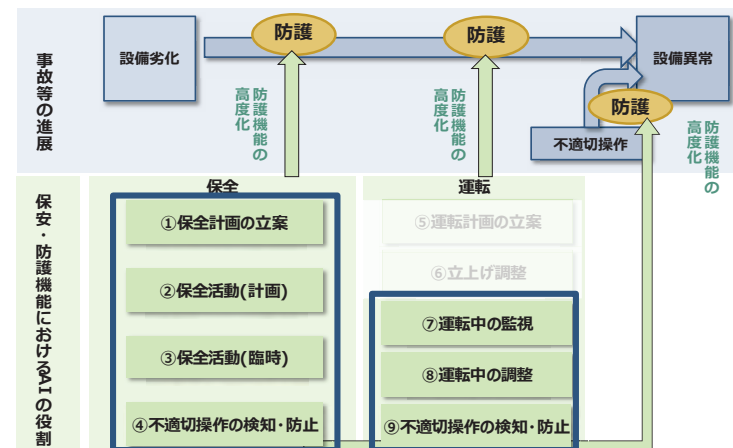
- DCSのデータを活用（新規のデータ取得の必要なし）。

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

高頻度変化

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。

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。

★
★
詳細 3

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事業の目的設定の難しさ

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。

■ 異常発生の因果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。

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

1 / 3

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

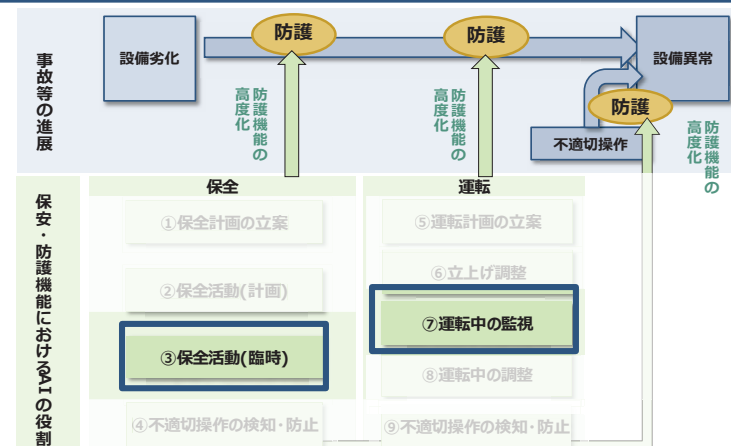
- DCSのデータを活用（新規のデータ取得の必要なし）

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

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

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

- 従来では捉えることが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と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、運転状態切替え時（非正常な運転）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)。

47 ※「AIの信頼性不足」の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

詳細

詳細1

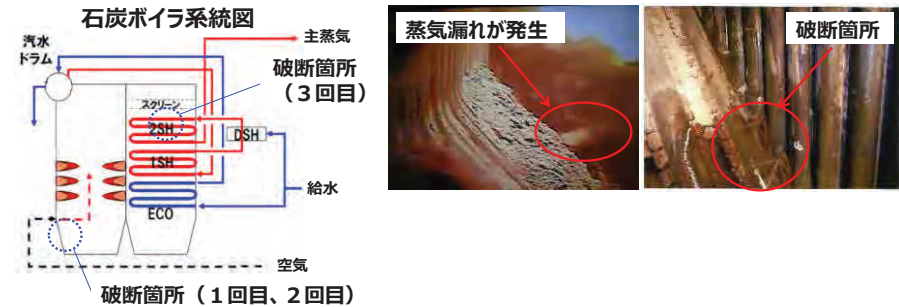
正常運転時のデータを用いたAIシステムを採用

- (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、学習データを間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ご早期の設備・品質異常予兆検知

1 / 3

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

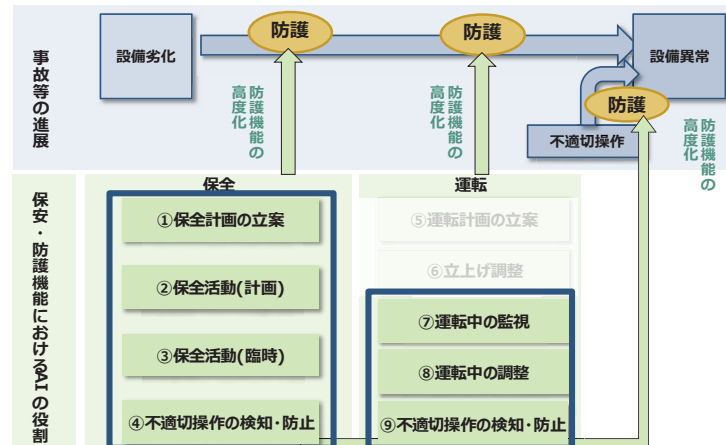
その他

- 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

計画高度化

負荷低減

運転

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。

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 2



詳細 1

詳細

監視モデルの作成にAIを活用

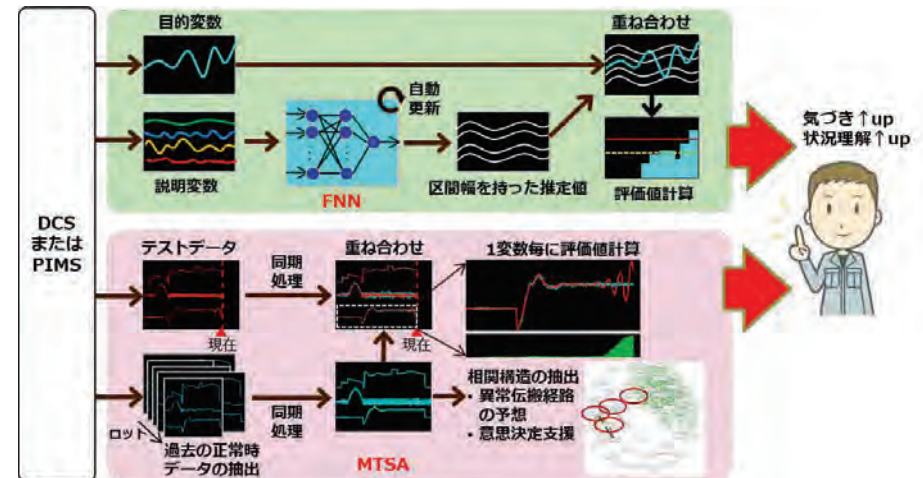
詳細 1

- (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、保全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 1 / 3

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

事故等の進展	設備劣化	防護	防護	設備異常
		高度化 防護機能の	高度化 防護機能の	高度化 防護機能の
保安・防護機能におけるAIの役割	① 保全計画の立案	⑤ 運転計画の立案		不適切操作
	② 保全活動(計画)	⑥ 立上げ調整		高度化 防護機能の
	③ 保全活動(臨時)	⑦ 運転中の監視		
	④ 不適切操作の検知・防止	⑧ 運転中の調整		
		⑨ 不適切操作の検知・防止		

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

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

★
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、「不慣れた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

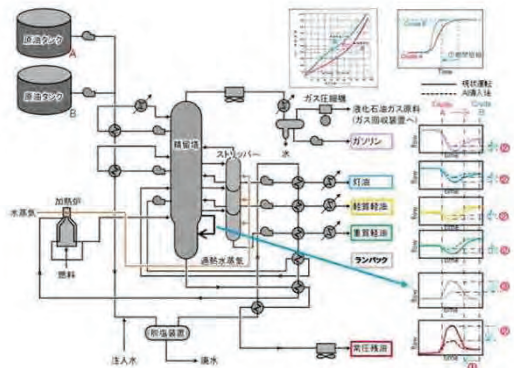
- シミュレータで多様なデータを作成し、実際のデータを用いて補正しつつ、AIの学習に活用した。シミュレーションにより、様々な運転パラメータを操作するとどのように運転状態が変化しやすいのか数多く試行できる。

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り、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いため、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

1 / 3

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

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

- 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

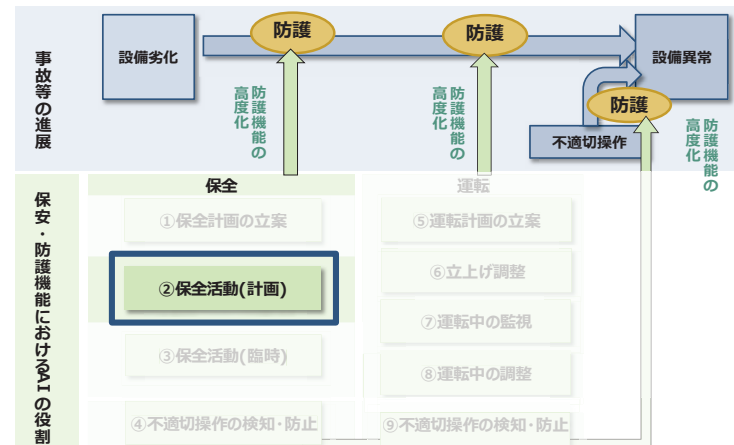
その他

- カメラ付きのタブレットで画像を取得する。

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



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

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場合があった。

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

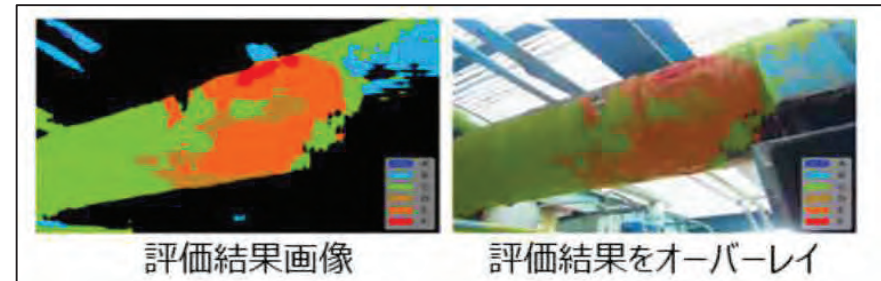
腐食の度合い・場所を視覚的に表示するシステム

詳細1

- (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の検出

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

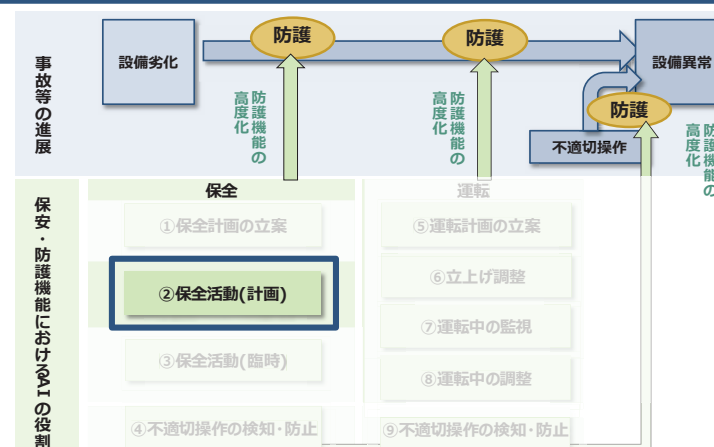
- 高所における画像の取得にドローンを活用。

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るが、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建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

- 建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。

詳細1

詳細3

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

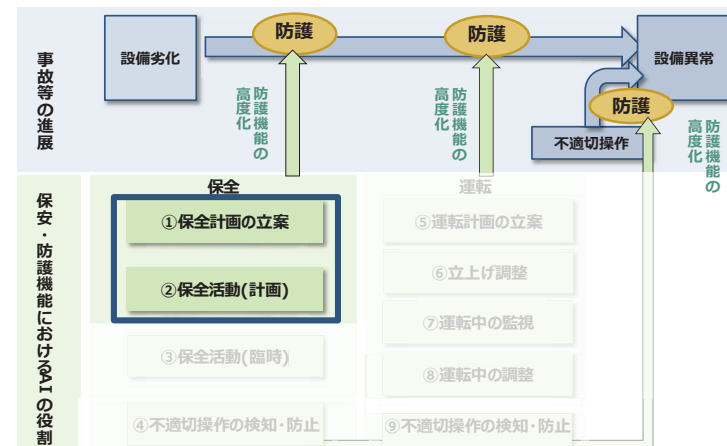
- 設備毎に適切なロボットを用いて、安全・正確に画像を撮影する。取得データはリアルタイムに位置データと紐づけて、点検漏れを防止する。撮影時にAR技術を使用して、点検漏れがあるかを作業員がその場で把握できる。
- 検出した亀裂、腐食は3次元CADや図面に表示できる。

保全・運転上のAIの役割

- ロボットとAIを組み合わせて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

計画高度化

負荷低減

運転

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、定期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、追加学習無しで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

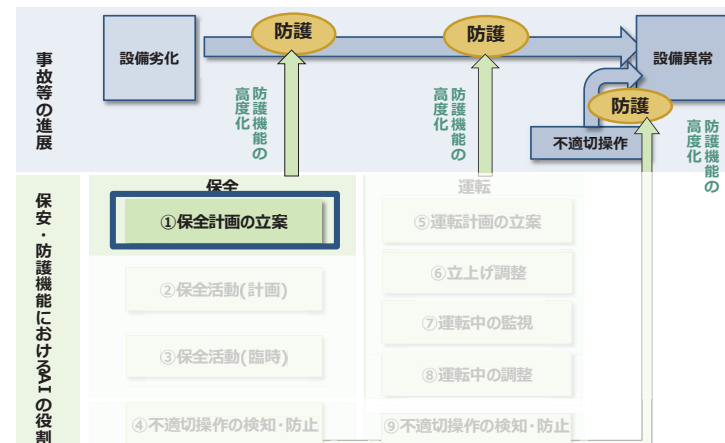
- プラント間で設備使用条件データ・損傷事例を共有するため、プラント事業者が提供可能な範囲のデータを匿名化して共有できる、分散型データベースを構築している。

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

高頻度変化

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。

64 ※「AIの信頼性不足」の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

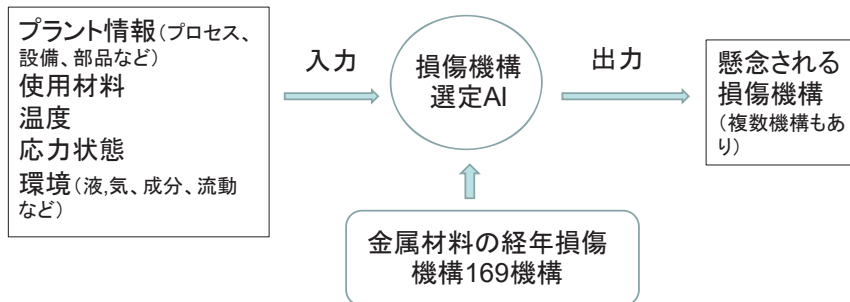
詳細

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

1 / 3

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

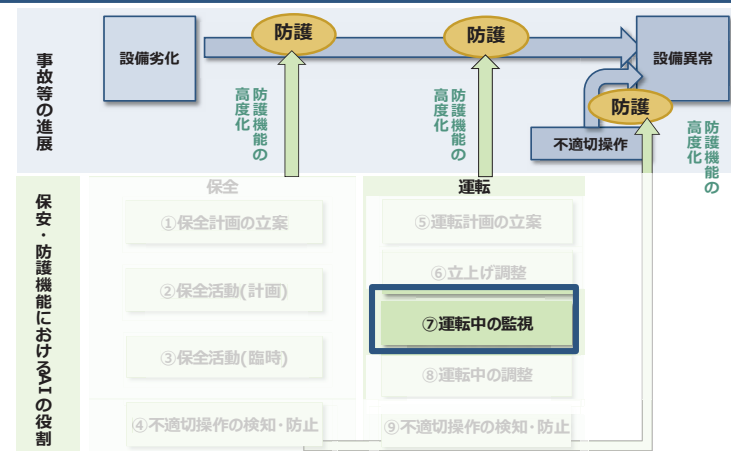
- DCSのデータを活用（新規のデータ取得の必要なし）。

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。運転員に新たな気づ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

高頻度変化

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測でき、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

■ 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。

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）データ共有に挑戦することも検討している。

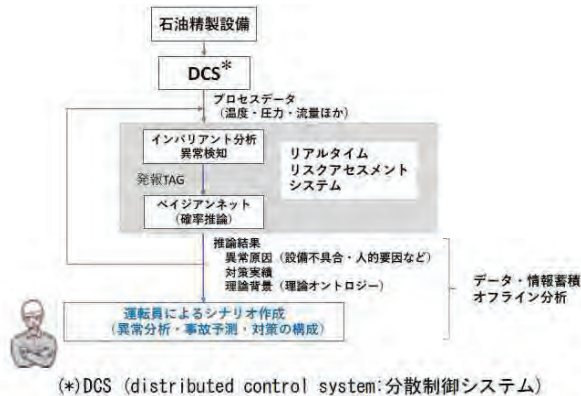
67 ※「AIの信頼性不足」の課題を解決するためには、「プラント保安分野 AI信頼性評価ガイドライン」（→5.2）を参照することが強く推奨される

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。



- ✓ [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。

詳細 2

中堅からベテランの技術向上に効果を発揮

- 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	U-400E	MAR02A	PC000A
異常検出 (FAULT)	第一次異常	300 液体・気体の不具合		
	第二次異常	370 異常・異常値		
	第三次異常	372 異常		
対策・行動 (REPAIR)	第一次対策	220 作業		
	第二次対策	210 作業停止		
	第三次対策	227 装置の調整		
装置情報	装置分類	1/610		
	装置番号	E-4610		
理論的推論結果	理論的二次原因	09000 プロセス異常		
	理論的三次原因	110000 化学現象		
	理論的四次原因	112000 平衡シフト		
	理論的五次原因	112300 原料成分超過		
	理論的六次原因	112310 原料供給量過大		
HITデータベースの推論結果	Human	人間の要因	0/0	
	Facility	装置的要因	100%	
	結果の重大性			プロセス変動

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 (原料成分超過) 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。

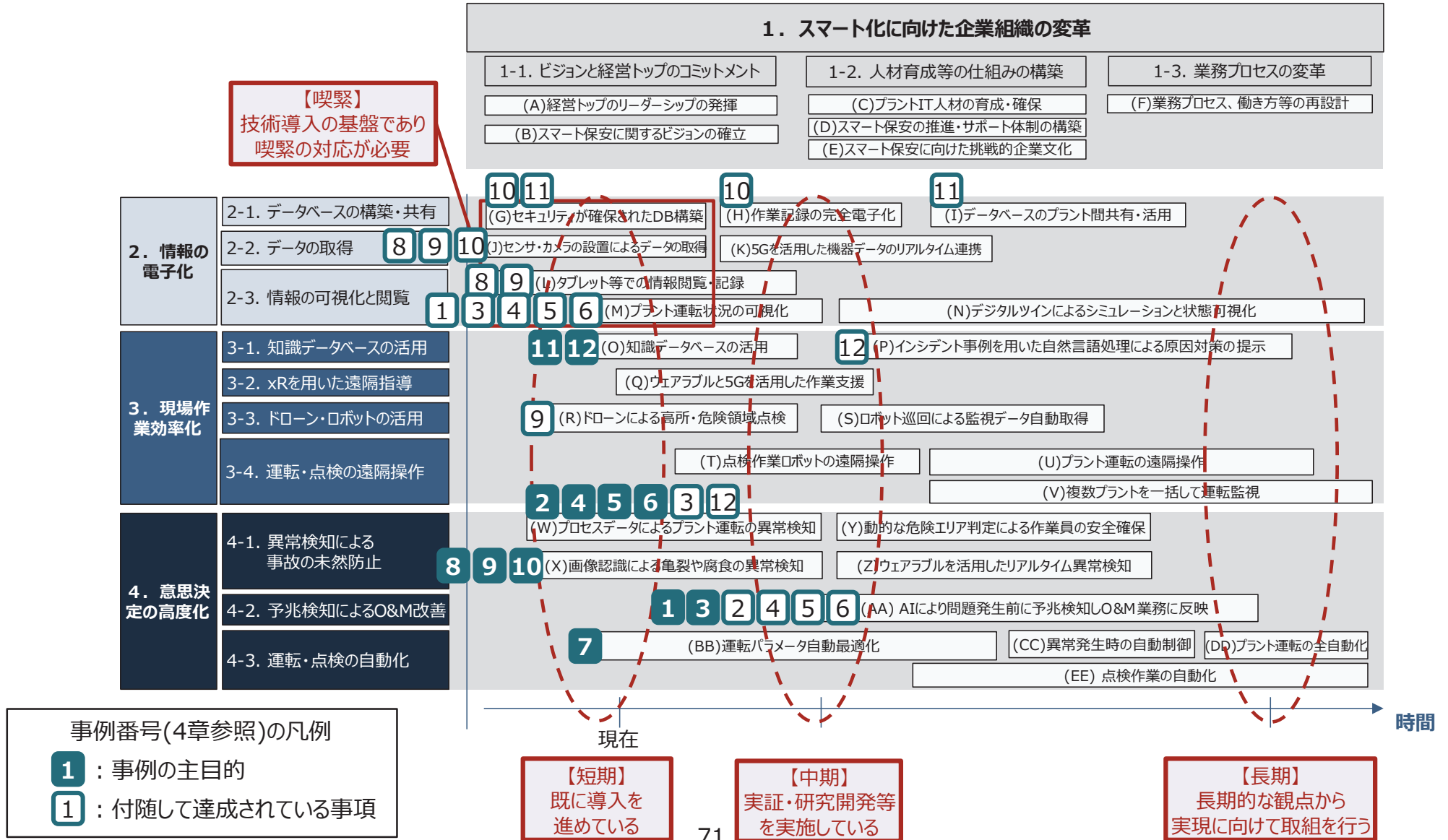
「高圧ガス保安分野アクションプラン」におけるAI活用の位置づけ

- 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。

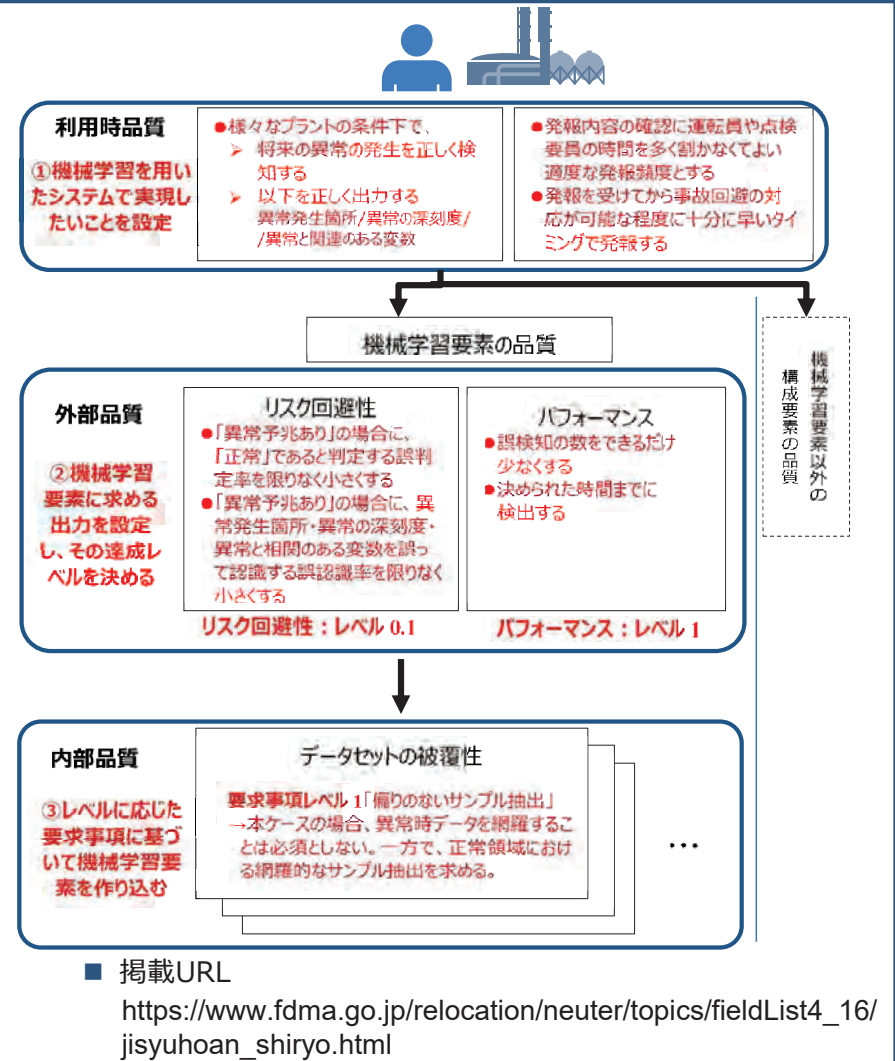


5.2. プラント保安分野AI信頼性評価ガイドライン

- 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が満たすべきこと。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。



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> <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>
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。 		

【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

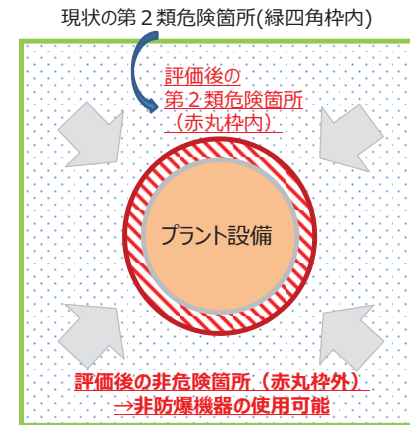
(b) ドローンが落下した場合においても、爆発性雰囲気生成する可能性があるエリアや火気の制限があるエリアに侵入しないための対策

- ・ 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

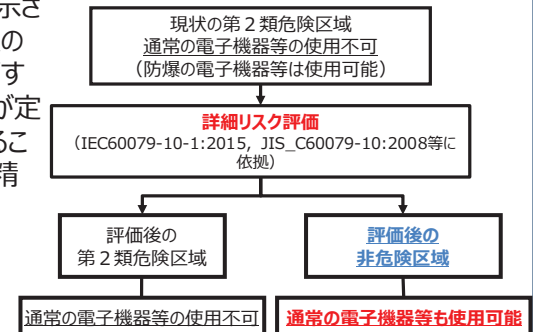
- ドローンを飛行させるエリアは、そのプラント事業者の管理下にある私有地の屋外及び屋内を対象としている。
- 掲載URL
https://www.fdma.go.jp/relocation/neuter/topics/fieldList4_16/jisyuhoan_shiryo.html

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った枠組みにおいて、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たい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イス。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イスのこと。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。

消防危第 273 号
消防特第 147 号
令和 2 年 11 月 17 日

石油連盟会長
一般社団法人日本化学工業協会会長
石油化学工業協会会長
一般社団法人日本鉄鋼連盟会長
電気事業連合会会長
全国石油商業組合連合会会長
公益社団法人全日本トラック協会会長
日本危険物物流団体連絡協議会会長
日本塗料商業組合理事長

殿

消防庁危険物保安室長
消防庁特殊災害室長

プラント保安分野における AI 信頼性評価ガイドライン等の送付について

プラント等における危険物施設は、使用期間の長期化傾向が見られる中、AI・IoT 等のデジタル技術の活用により、より効果的に予防保安・維持管理を実現することが重要であり、プラント事業者においても、自主保安等のために AI を導入する事例が見られているところです。

これを踏まえ、消防庁では、厚生労働省、経済産業省と共同で開催している「石油コンビナート等災害防止 3 省連絡会議」において、プラント事業者が AI を導入する際の課題解決に資するため、導入する AI の信頼性を事業者が評価するための考え方を示した「ガイドライン」及びプラントにおける AI 導入成果等をまとめた「事例集」を、別添 1 のとおり取りまとめましたのでお知らせします。

貴職におかれましては、貴団体の加盟各社に対して、この旨周知していただきますようお願いいたします。

なお、このことについては、別添 2 のとおり、都道府県等に対しても通知しています。

(問い合わせ先)
消防庁危険物保安室
特殊災害室
担当：勝本
TEL 03-5253-7524
FAX 03-5253-7534