

# 信頼性評価実用例概要（7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）

2021年3月

※本資料は、別途公開している「信頼性評価実用例実施記録（7例）」に掲載された7件のAI開発ケースについて、システムの概要、他システムとの関係、機械学習要素の構成、品質の設定など信頼性評価に関する基本的な内容を整理したものである。

---

# 目次

---

|  |    |
|--|----|
| 1. 配管の肉厚予測（横河電機株式会社）                         | 2  |
| 2. 配管の画像診断（三菱ケミカル株式会社・日本電気株式会社）              | 7  |
| 3. 設備劣化診断（横河電機株式会社）                          | 12 |
| 4-1. 異常予兆検知・診断（千代田化工建設株式会社・西部石油株式会社）         | 17 |
| 4-2. 異常予兆検知・診断（日揮株式会社）                       | 22 |
| 5-1. 運転最適化（ENEOS株式会社・株式会社Preferred Networks） | 27 |
| 5-2. 運転最適化（横河電機株式会社・JSR株式会社）                 | 32 |

---

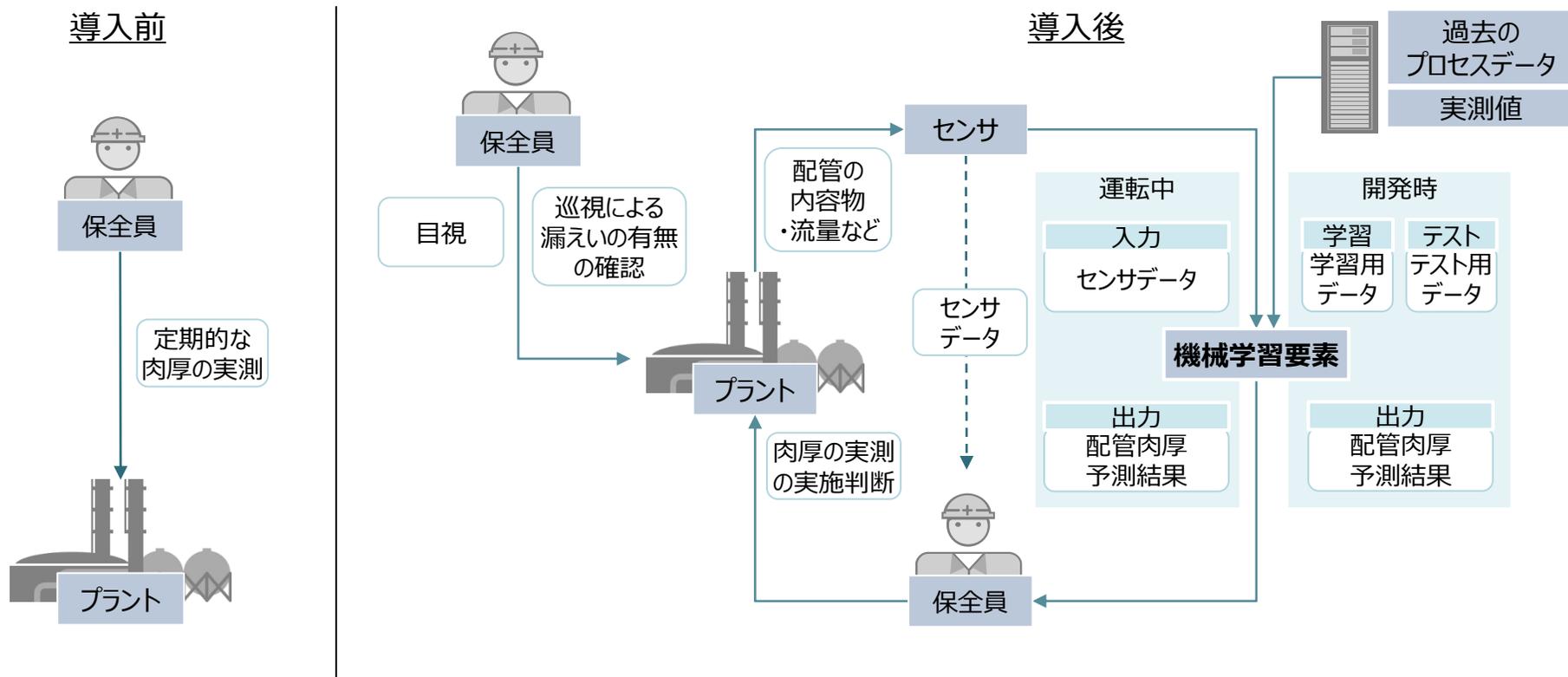
# 1. 配管の肉厚予測

---

横河電機株式会社

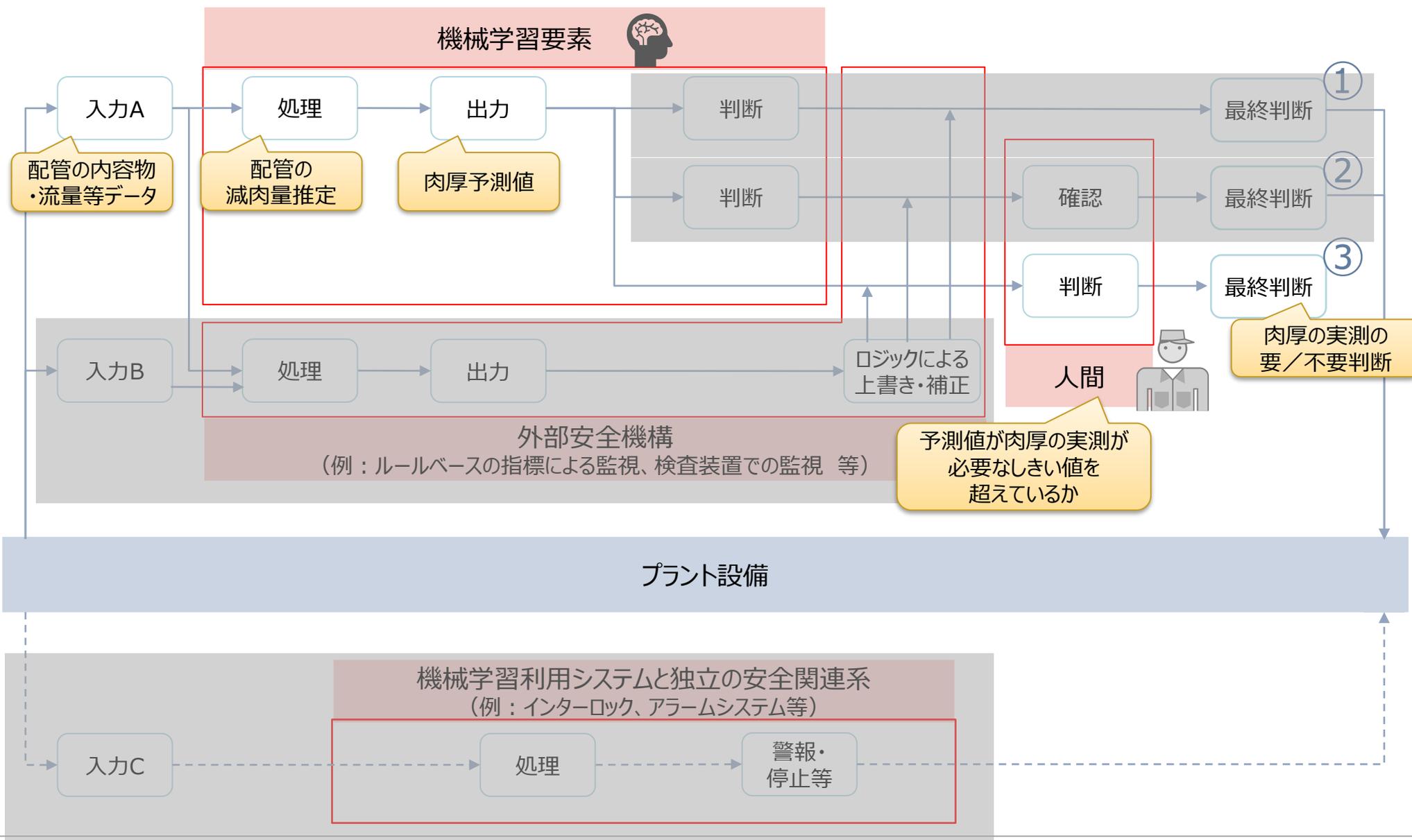
# 1. 配管の肉厚予測 ～ケースの概要～

- 定期点検間の急激な腐食の進行等にも対応し安全を守ること、過度な点検や取り替え作業を削減してメンテナンスの効率化や逸失利益を低減させることを目的として、プロセスデータ等から減肉量を推定し、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。
- 機能要件として、「減肉量の推定により、配管の肉厚を予測する」を設定する。
- 機械学習要素が減肉量を推定して現在の配管の肉厚を予測し、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。



# 1. 配管の肉厚予測 ～他システムとの関係～

丸数字①～③は、「人間による回避可能性」を示す。  
ガイドライン2.2.3項 図2-7 を参照。



# 1. 配管の肉厚予測 ～機械学習要素の構成、利用時品質・外部品質の設定～

## <機械学習要素の構成>

|            |   |
|------------|---|
| 学習手法       | 教師あり回帰  |
| 学習モデル      | 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・圧力などと、減肉量との関係を学習する |
| 運用時の入力データ  | プロセスデータ（配管の内容物・流量・流速・圧力データ）                     |
| 開発時の学習データ  | プロセスデータ（配管の内容物・流量・流速・圧力データ）、肉厚データ（実測値）          |
| 開発時のテストデータ | プロセスデータ（配管の内容物・流量・流速・圧力データ）、肉厚データ（実測値）          |

## <利用時品質・外部品質の設定>

|         | 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 | 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 |
| 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 | 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 |

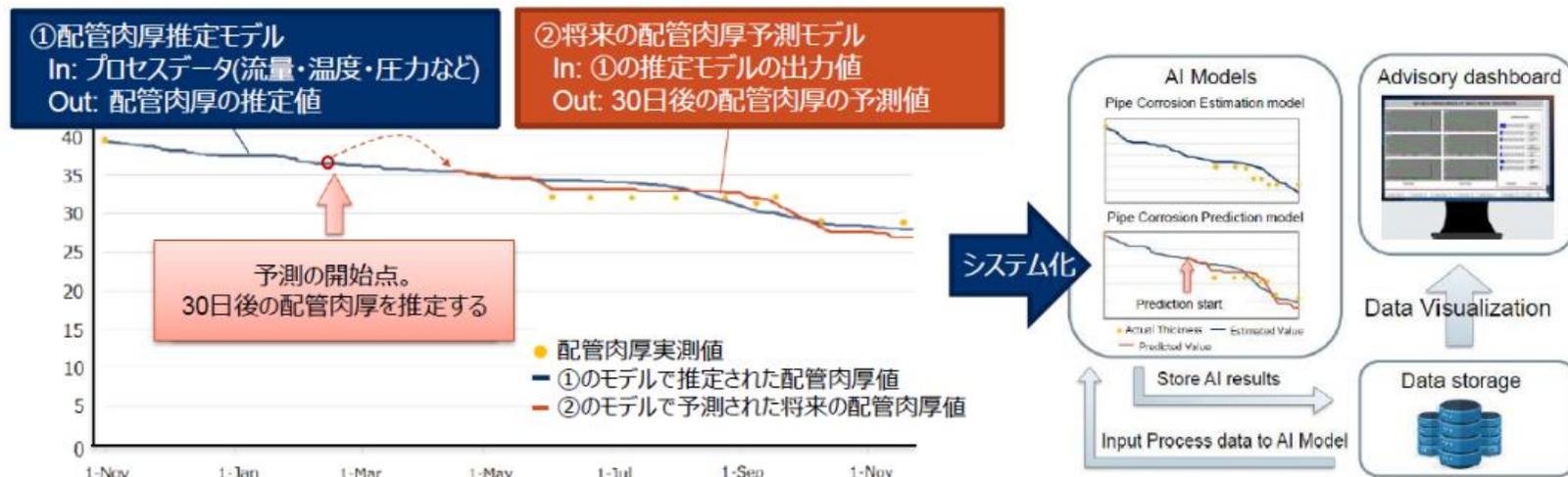
# 1. 配管の肉厚予測 ～ケースの詳細（AIシステムの役割、導入効果）～

## AIシステムの役割

- 従来、配管減肉量は定期的な検査で確認をしていた。配管減肉量は時間とともに単調に進行するのではなく急激に進むこともあり、**本来予定している配管交換時期よりも早く交換せざるを得ない状況**だった。配管交換を配管の寿命よりも早く実施することにより**逸失利益が発生**してしまう。
- 配管の腐食状況を推定するAIシステムを導入することにより、これまで定期的な確認のみだった配管減肉量をリアルタイムに把握することで急激な減肉も捉えられるようになり、**配管交換時期の適正化**が可能となり、劣化状況に応じて交換することで**逸失利益の発生も防止**できる。

## 導入効果

- 定期的な検査で確認していた配管の肉厚を、**常時予測し状態を把握することができるようになるため**、配管交換時期を適正化する。
- 配管交換時期の適正化によって、配管を現状より長期間使えるようになり**逸失利益を削減**できる。



---

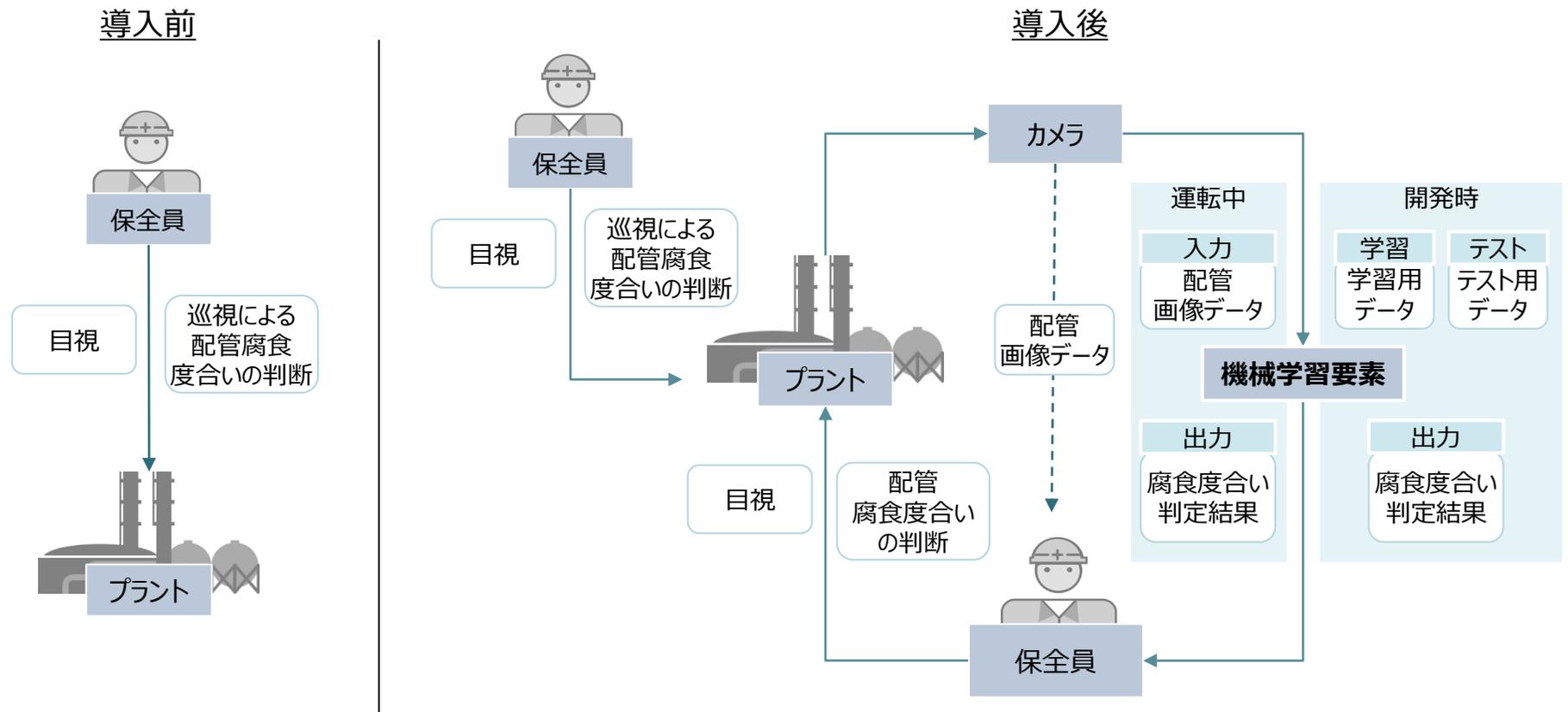
## 2. 配管の画像診断

---

三菱ケミカル株式会社・日本電気株式会社

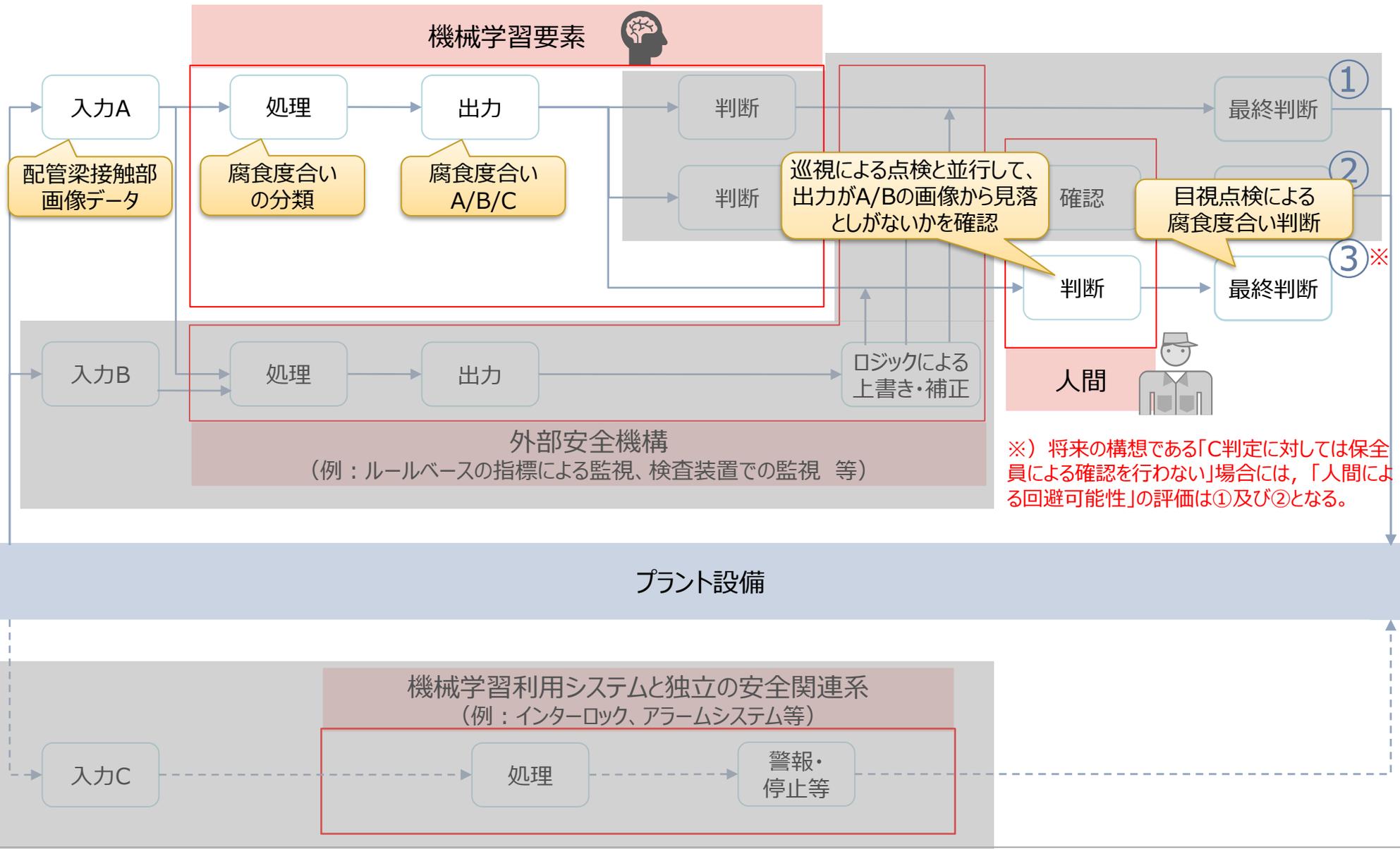
## 2. 配管の画像診断 ～ケースの概要～

- 目視点検における腐食の見落とし防止を目的として、配管梁接触部の腐食の度合いを画像データから自動で判定する機械学習利用システムである。
- 機能要件として、「配管梁接触部の腐食の度合いを自動で判定する」を設定する。
- 配管梁接触部の画像から、当該箇所腐食度合いを機械学習要素が判定し、保全員に対して腐食度合い結果を出力する。「腐食あり」と判定された箇所の画像データを保全員が確認し、現場での目視点検実施可否を判断する。巡視による腐食管理と並行して運用することで、腐食の見落としを防止する。



## 2. 配管の画像診断 ～他システムとの関係～

丸数字①～③は、「人間による回避可能性」を示す。  
ガイドライン2.2.3項 図2-7を参照。



## 2. 配管の画像診断 ～機械学習要素の構成、利用時品質・外部品質の設定～

### <機械学習要素の構成>

|            |                          |
|------------|--------------------------|
| 学習手法       | 分類（教師あり）                 |
| 学習モデル      | 配管画像の特徴から腐食度合いを分類する分類モデル |
| 運用時の入力データ  | 配管梁接触部画像データ              |
| 開発時の学習データ  | 配管梁接触部画像データ+腐食度合いラベル     |
| 開発時のテストデータ | 配管梁接触部画像データ+腐食度合いラベル     |

### <利用時品質・外部品質の設定>

| 利用時品質  | 外部品質  |
|--|---|
| リスク回避性   |   |
| 異なる撮影条件の画像においても、適切な腐食度合いを判定し、詳細点検が必要な箇所を見落とさない | 異なる撮影条件の画像をインプットとした腐食の判定において、A/B/Cの三水準の判定が変わり、A(要対応)/B(経過観察)をC(問題なし)と判定する誤判定率を限りなく小さくする |
| パフォーマンス  |   |
| 詳細点検不要な箇所を要点検と判定しない                            | 腐食の度合をA/B/Cの三水準で判定した場合に、C(問題なし)をA(要対応)/B(経過観察)とする誤判定を一定以内にする                            |

## 2. 配管の画像診断 ～ケースの詳細（AIシステムの役割・導入効果）～

### AIシステムの役割

- 従来の巡視による腐食管理では、検査範囲が膨大なため、**検査箇所に見落としが発生**することがあり、かつ見落としに気づけない点が課題であった。また、腐食の判定基準も定性的であり、**検査者の技量に依存**していた。
- 腐食度合いを自動判別できるAIシステムを導入することで、膨大な範囲に対して**網羅的な1次検査**（目視検査対象のスクリーニング）が可能となる。同時に、**腐食の判定基準を統一**できるため、検査者の技量のばらつきによる見落としを防止できる。

### 導入効果

- 画像診断による腐食度合いの判定を行うことで、**判断基準の平準化を実現**し、検査者の技量のばらつきを原因とした見落としを防止できる。
- 膨大な検査範囲に対して、逐次現地での目視検査を行う必要がなくなり、**検査者の作業負担を軽減**できる。
- 従来の巡視による腐食管理と併用することで、点検の2重チェックが可能となり、**人的ミスを検知**できる。
- ベテランの検査結果を学習した画像診断の出力を、若手検査者が閲覧・比較できることで、**腐食検査のノウハウ継承**に活用できる。
- 画像データと腐食度合い判定結果の情報を蓄積することで、経時変化の管理も可能となり、**腐食傾向の分析による設備管理の高度化**につながる。

【検証用データ例】

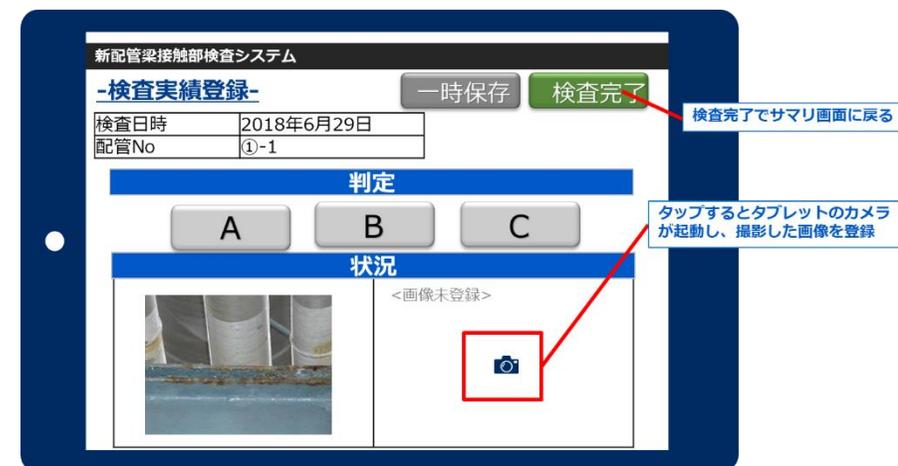
A画像



B画像



C画像



---

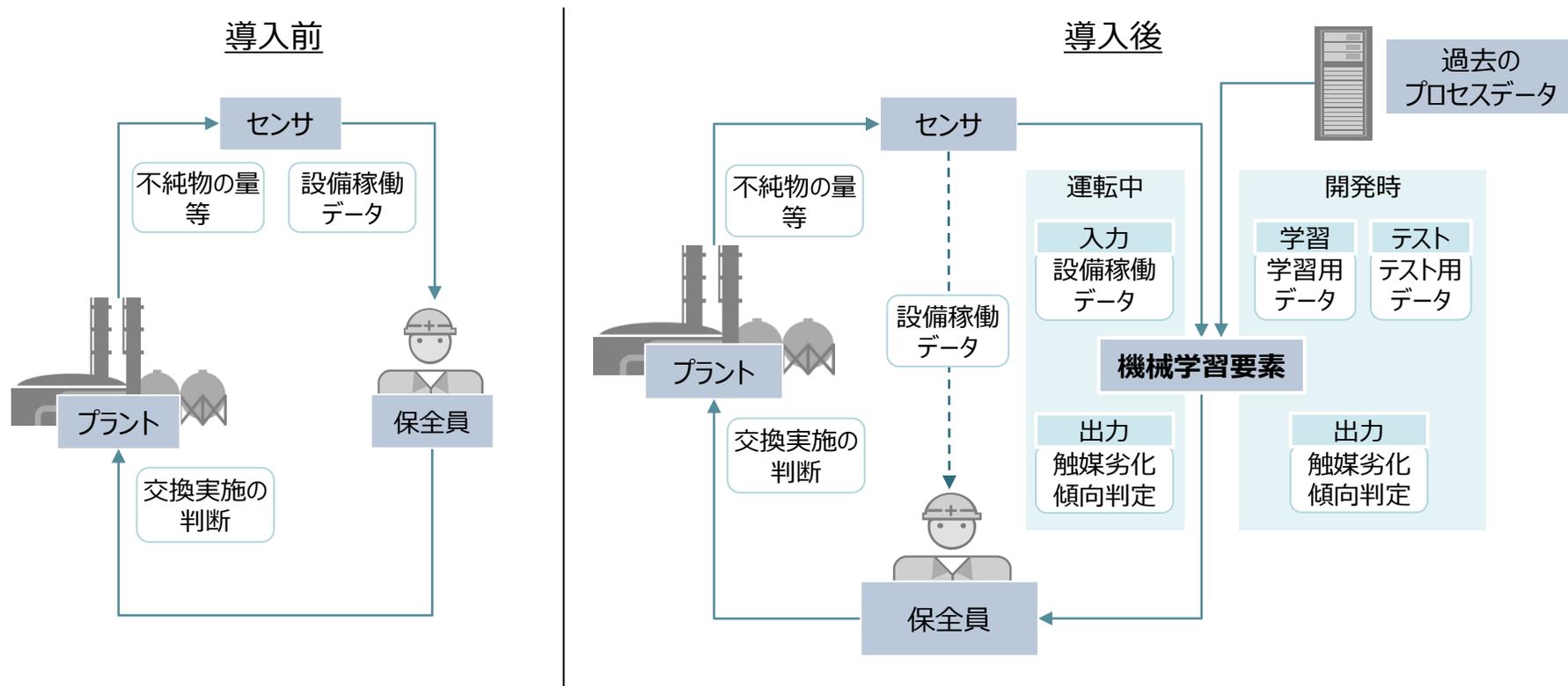
## 3. 設備劣化診断

---

横河電機株式会社

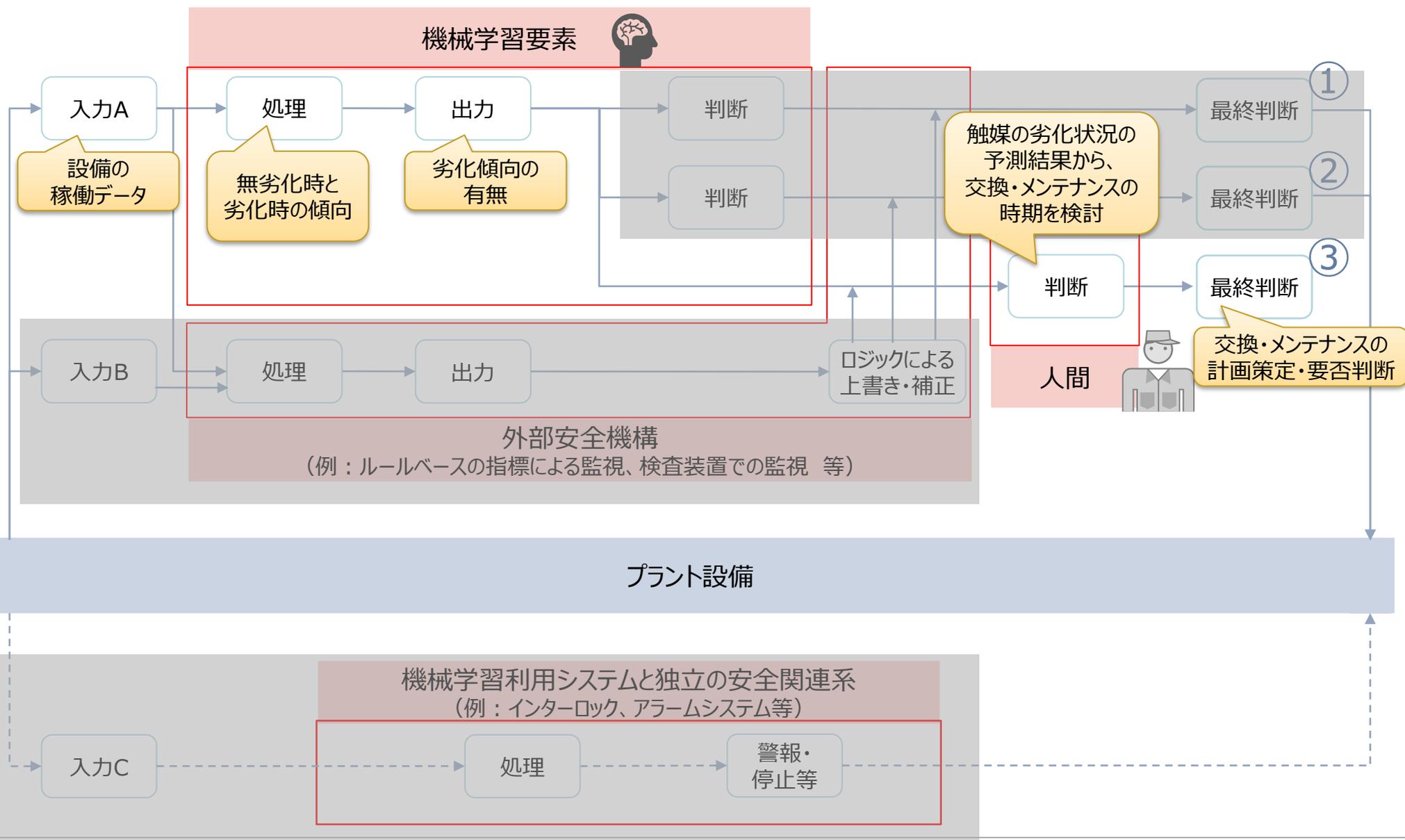
### 3. 設備劣化診断 ～ケースの概要～ ※今回は設備のうち、触媒が対象。

- プラントの触媒の劣化傾向に基づいてメンテナンス計画を策定し、シャットダウン期間を短縮することを目的として、触媒の劣化傾向の有無を判定する機械学習利用システムである。
- 機能要件として、「触媒の劣化傾向を予測する」を設定する。
- 機械学習要素が触媒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、触媒の点検や交換の要否を判断する。



### 3. 設備劣化診断 ～他システムとの関係～

丸数字①～③は、「人間による回避可能性」を示す。  
ガイドライン2.2.3項 図2-7 を参照。



### 3. 設備劣化診断 ～機械学習要素の構成、利用時品質・外部品質の設定～

#### <機械学習要素の構成>

|            |                                      |
|------------|--------------------------------------|
| 学習手法       | 教師あり分類                               |
| 学習モデル      | 劣化時、無劣化時のプロセスデータから触媒の劣化度合いを学習する      |
| 運用時の入力データ  | プロセスデータ（リアクタの温度・圧力・供給物組成など）          |
| 開発時の学習データ  | プロセスデータ（リアクタの温度・圧力・供給物組成など）、メンテナンス情報 |
| 開発時のテストデータ | プロセスデータ（リアクタの温度・圧力・供給物組成など）、メンテナンス情報 |

#### <利用時品質・外部品質の設定例>

| 利用時品質                               | 外部品質                                      |
|-------------------------------------|---|
| リスク回避性                              |   |
| —                                   | —   |
| パフォーマンス                             |   |
| 劣化の状態を正しく推定する。                      | 「劣化あり」「劣化なし」の分類誤差を一定以内に抑える。               |
| メンテナンスの計画が立てられる程度に早期に劣化が進んでいると判断する。 | 「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。 |

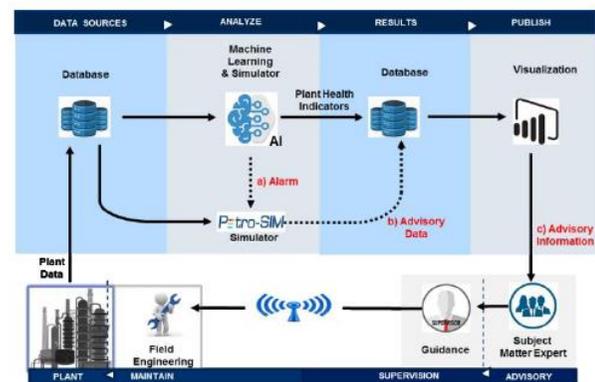
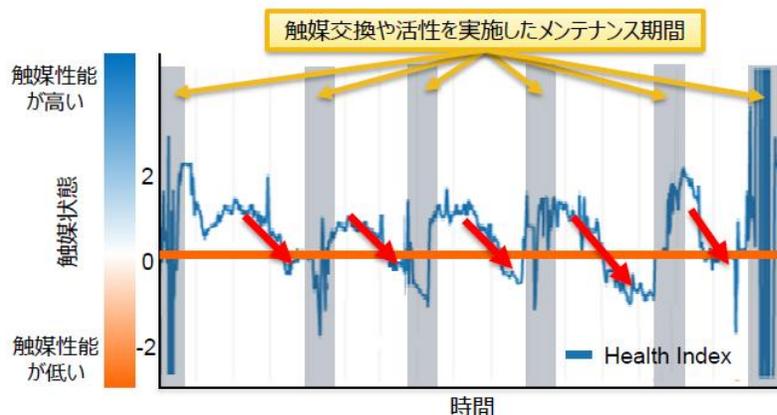
### 3. 設備劣化診断 ～ケースの詳細（AIシステムの役割、導入効果）～

#### AIシステムの役割

- 触媒の交換・活性化に関するメンテナンスは、不純物の量と保全員の経験から決定しているが、**メンテナンス実施時期を事前に計画して実施することが困難**だった。触媒の交換を行うにはシャットダウンが必要であり、その間プラントが利用できなくなるため**シャットダウン期間はできる限り短期間にする必要がある**。そのためには、事前にメンテナンス計画を立てて計画的に実施する必要があるが、これまで実施できなかった。
- プラントデータを活用し触媒の劣化を診断することで、劣化の傾向から交換時期を検討し、**メンテナンス計画を事前に立てることで、シャットダウン期間の短縮**が期待される。

#### 導入効果

- 触媒の劣化状態を診断することで、**メンテナンス計画を事前に立てられる**。
- メンテナンス計画を事前に立てることにより、**シャットダウン期間を短縮**できる。
- 保全員の経験で判断していた部分をシステムで補助することで、経験によらず**メンテナンス時期の判断の平準化**ができる。



---

## 4-1. 異常予兆検知・診断

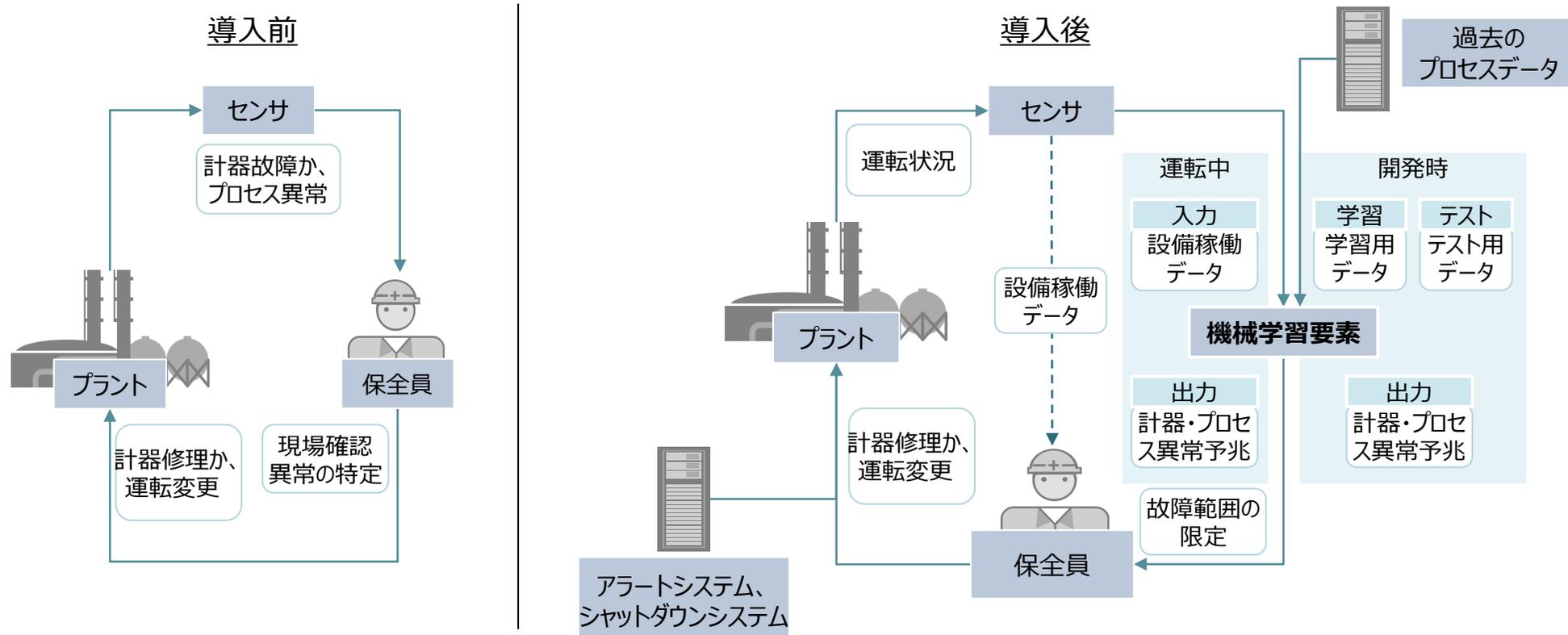
---

千代田化工建設株式会社・西部石油株式会社

## 4-1. 異常予兆検知・診断 ～ケースの概要～

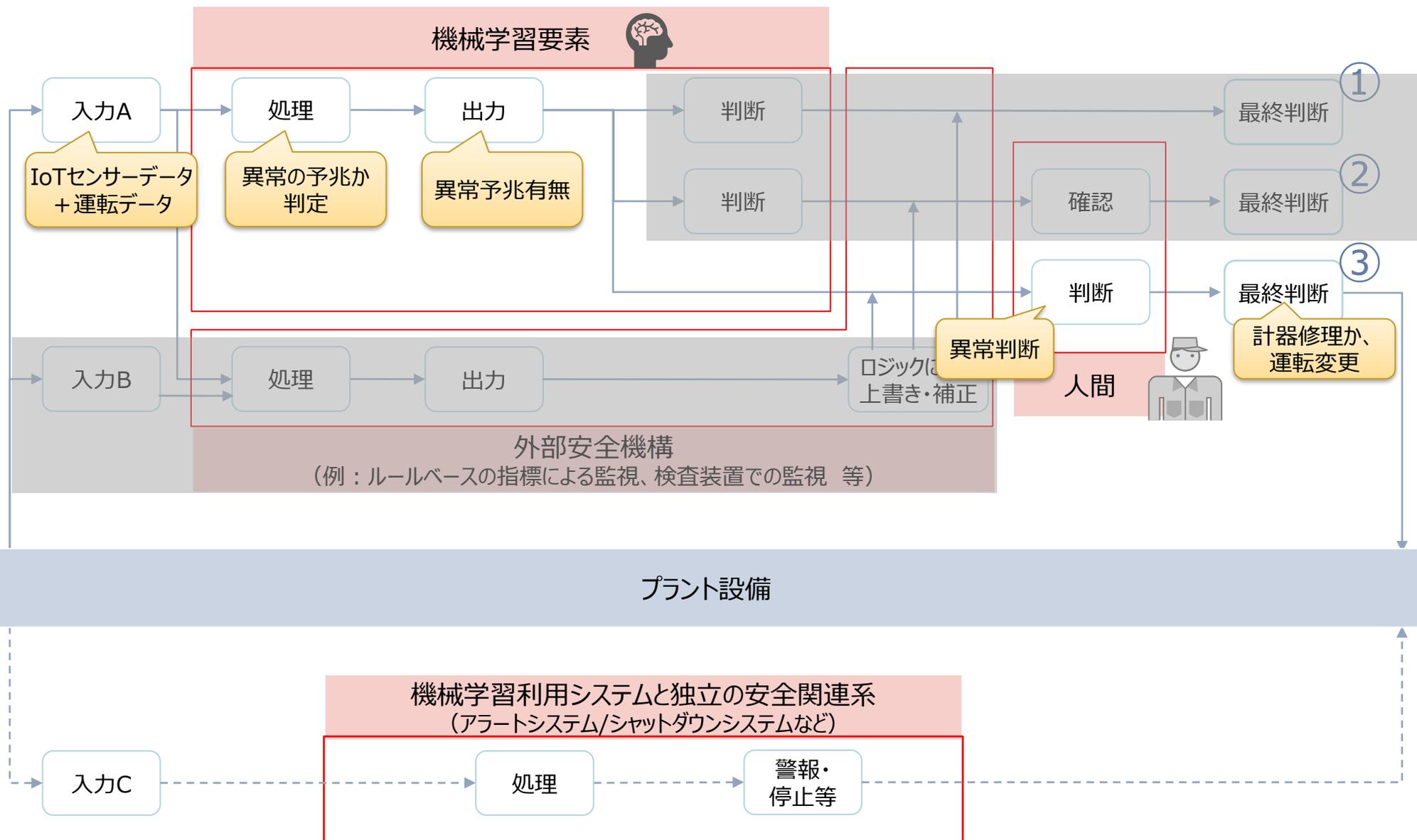
### <ケースの概要>

- IoTセンサとヒストリアンデータ(プロセスデータ)を融合させ、解析することで、機器・計器の異常や、異常につながる可能性のある運転操作を、予兆段階で精度よくとらえる。
- 機能要件として、「様々な運転条件で、精度よく異常を早期検知する」「異常原因を特定する」を設定する。
- 様々な運転条件から、異常度合を機械学習要素が判定し、運転員に異常予兆を出力する。またプロセス系統内でどの範囲・系統が異常かを合わせて提示する。これを受けて、運転員が運転変更判断をするか、異常と思われる機器・計器を確認・修理することで、未然に事故を防ぐ。



# 4-1. 異常予兆検知・診断 ～他システムとの関係～

丸数字①～③は、「人間による回避可能性」を示す。  
ガイドライン2.2.3項 図2-7 を参照。



## 4-1. 異常予兆検知・診断 ～機械学習要素の構成、利用時品質・外部品質の設定～

### <機械学習要素の構成>

|            |  |
|------------|--|
| 学習手法       | 回帰（教師あり学習）                                 |
| 学習モデル      | 運転データとセンサデータから、対象のセンサの値を予測する               |
| 運用時の入力データ  | 保全データ（振動値・バルブ開度）、運転データ(圧力・温度・流量・性状・物理計算値等) |
| 開発時の学習データ  | 保全データ（振動値・バルブ開度）、運転データ(圧力・温度・流量・性状・物理計算値等) |
| 開発時のテストデータ | 保全データ（振動値・バルブ開度）、運転データ(圧力・温度・流量・性状・物理計算値等) |

### <利用時品質・外部品質の設定例>

| 利用時品質                       | 外部品質                        |
|-----------------------------|-----------------------------|
| リスク回避性                      |                             |
| 様々な運転条件で、正しく異常を早期検知する       | 異常な場合に正常と判定する誤判定率を限りなく小さくする |
| パフォーマンス                     |                             |
| 誤発報を抑え運転員や点検要員の作業負荷を抑える     | 正常な場合に異常と判定する誤判定率を一定以下にする   |
| 異常時対応可能な十分早いタイミングに劣化傾向を予測する | 決められた時間前までに異常検知結果を出力する      |
| 異常原因の絞り込みが出来、異常時の停止時間を抑えられる | 原因推定の正解率を一定以上とする            |

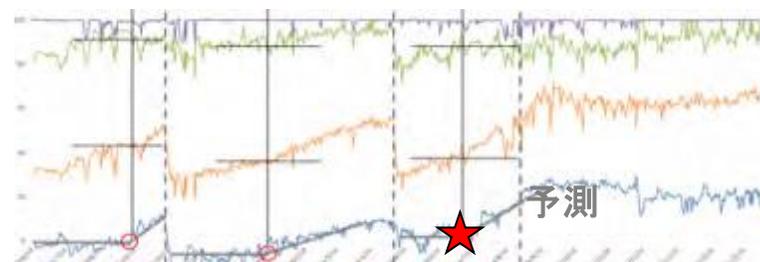
## 4-1. 異常予兆検知・診断 ～ケースの詳細（AIシステムの役割、導入効果）～

### AIシステムの役割

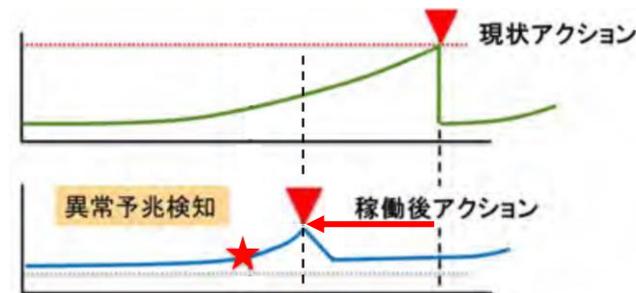
- 警報発報時に、警報原因も確認したいという要求への対応は難易度が高く、警報発報時の原因推定や対応判断は**ベテラン運転員に依存している**ことが多い。また、既存の診断ツールでは、何らか故障(初期異常)が発生するまで**異常検知が難しく、誤検知も一定数ある**。
- 運転データと保全データを学習した、様々な運転条件で異常を早期検知するAIシステムを導入することで、故障(初期異常)が発生する前から**異常の兆候を捉えること(異常予兆検知)**が可能となり、今まで以上に**故障リスク・生産機会損失が低減**される。また、これまでベテランが実施していた運転データと保全データの俯瞰による判断をAIが担うことで、**ベテランに依存することなく原因推定や対応判断、早期対応**ができるようになる。

### 導入効果

- 系全体でのプロセス異常監視・安全性評価AIにより、機器・計器の故障だけでなく、プロセス装置全体での異常の挙動把握が可能となり、**異常個所の特定精度が向上**(候補範囲を狭小化)し、**早期に対応**ができる。
- 上記に加え、同一系統内の機器・計器のリアルタイム状態監視が可能となり、**運転員のパトロール頻度や現場作業の負荷が低減**される。
- プロセス変動が機器・計器に及ぼす影響を監視・評価することで、生産性を低下させずに**機器故障の発生を低減**する運転調整が今後可能となり、**故障リスク・生産機会損失が低減**される。
- 警報発報時に、プロセスの異常か機器・計器の異常かの判断をベテランに依存していたが、AIによる判断を活用することで経験が浅い人員でも的確かつ早期に対応ができるようになる。



プロセスの異常検知と予測  
(プロセスバランスのズレ)



機器・計器の早期異常予兆検知

---

## 4-2. 異常予兆検知・診断

---

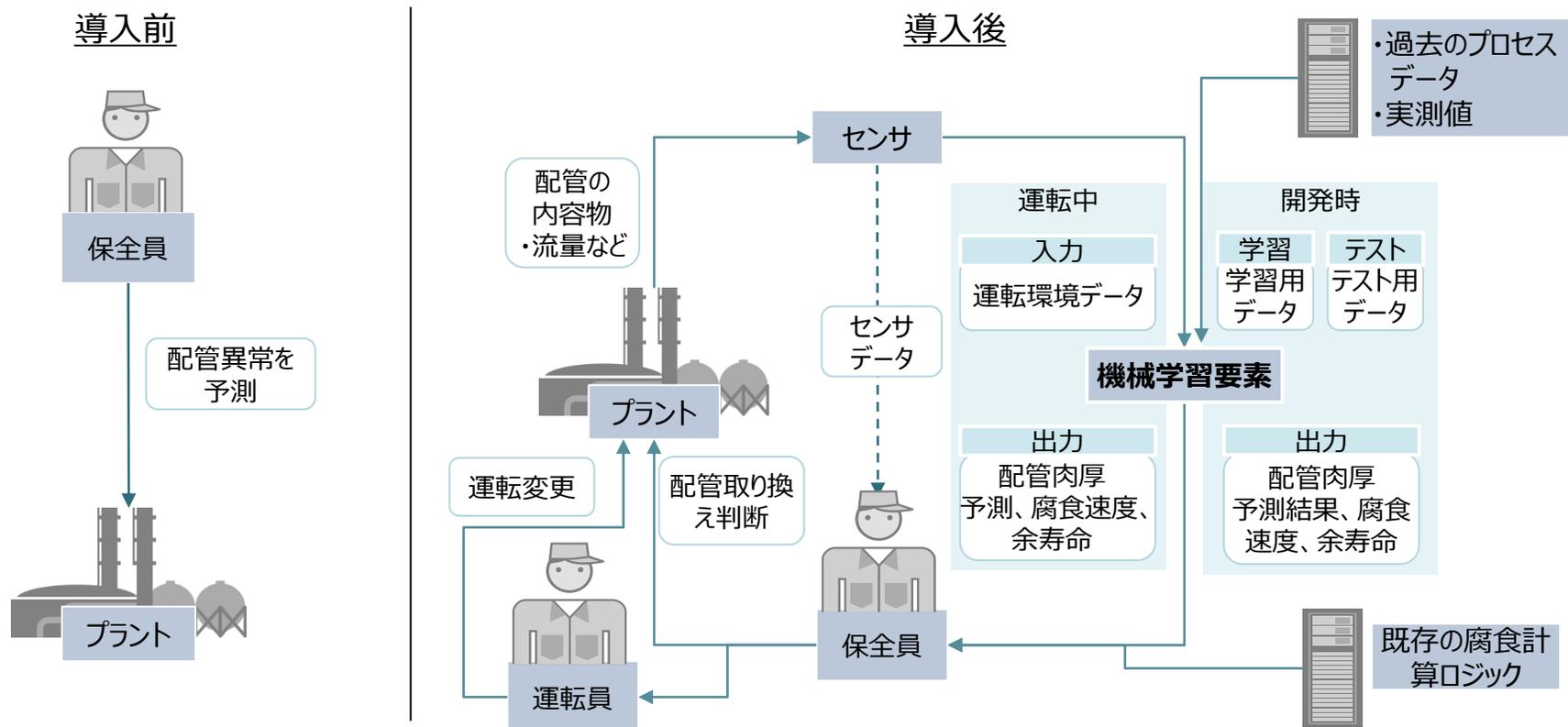
日揮株式会社

※本実用例は、ユースケース「異常予兆検知・診断」のほか、「配管の肉厚予測」の特徴も有しており、両方のユースケースを参考に信頼性評価を実施している。

## 4-2. 異常予兆検知・診断 ～ケースの概要～

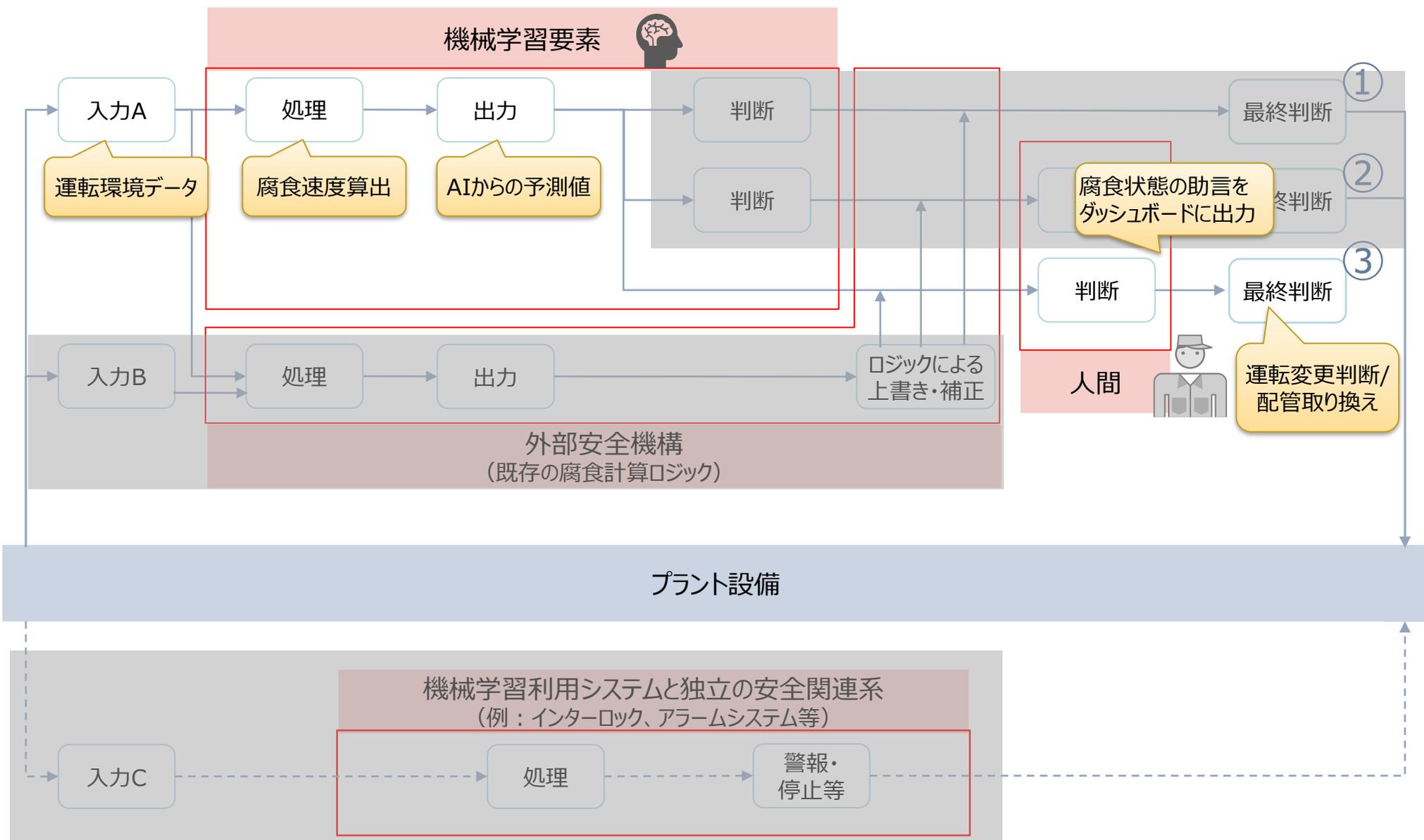
### <ケースの概要>

- 配管異常によるトラブル回避のため、運転データや環境変化から、配管の腐食速度を予測し、異常予兆を検知する機械学習利用システムである。
- 機能要件として、「異常予兆検知時に腐食箇所を明示して発報する」「異常予兆検知の原因となった変数と数値を出力出来る」を設定する。
- 運転データや環境変化から、腐食速度を機械学習要素が判定し、保全員に対して結果を出力する。保全員は結果を受けて、速やかにトラブル防止措置を講ずる（運転員と連携した運転変更を含む）。また、予測に基づいたメンテナンスをすることにより、事故を未然に防ぐ。



## 4-2. 異常予兆検知・診断 ～他システムとの関係～

丸数字①～③は、「人間による回避可能性」を示す。  
ガイドライン2.2.3項 図2-7 を参照。



## 4-2. 異常予兆検知・診断 ～機械学習要素の構成、利用時品質・外部品質の設定～

### <機械学習要素の構成>

|            |  |
|------------|--|
| 学習手法       | 回帰(教師あり学習) ※肉厚の連続値を予測するため                        |
| 学習モデル      | 過去の実測腐食率を目的変数、及び配管仕様およびプロセスデータを説明変数として肉厚値との関係を学習 |
| 運用時の入力データ  | プロセスデータ(配管の内容物・流量・流速・圧力・温度・pHなど)                 |
| 開発時の学習データ  | プロセスデータ(配管の内容物・流量・流速・圧力・温度・pHなど)、肉厚測定記録          |
| 開発時のテストデータ | プロセスデータ(配管の内容物・流量・流速・圧力・温度・pHなど)、肉厚測定記録          |

### <利用時品質・外部品質の設定例>

| 利用時品質  | 外部品質                                 |
|--|--------------------------------------|
| リスク回避性   |                                      |
| 実測C.R> 予測C.Rとなるような危険サイドの予測が出ない(C.R: Corrosion Rate 腐食速度) | 実際よりも肉厚値を大きく予測する誤差を限りなく小さくする。        |
| 異常予兆検知の原因が分かるように、予測値に影響を及ぼした変数が明確になる                     | 予測値に影響を及ぼした変数を誤って出力する誤選定率を限りなく小さくする。 |
| 異常予兆検知した場合に、大事に至らない安全確保可能な発報タイミングとする                     | 決められた時間(○時間前)までに発報する。                |
| 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                  | 実際よりも肉厚値を小さく予測する誤差を一定以下にする。          |

## 4-2. 異常予兆検知・診断 ～ケースの詳細（AIシステムの役割、導入効果）～

### AIシステムの役割

- 従来では、運転条件の管理項目、管理値などについて、シミュレーターによる解析結果などを基に設定されていることが多かったが、プラント全体で見た場合には、実際の運転データの変動と腐食性変動の相関が明らかになっていない部分も多く、**腐食の進行度合いが明確ではなかった**。
- 配管の腐食進行を予測できるAIシステムを導入することで、環境変化により腐食性が上昇した場合でも、**条件に応じた予測**が出来るようになり、より**信頼性の高い判断**が常に行えるようになる。急激な腐食が予測される場合は、保全員と運転員で対応して、トラブルを未然に防ぐ。

### 導入効果

- AIを活用した解析を実施する事により、プロセス変動と腐食との相関を明確にしたうえで、運転上の管理項目・管理基準を設定出来るようになり、**運転効率を上げる**ことが出来ると共に、**トラブル頻度を下げる**ことを可能にした。
- 定常時と非定常時の運転状態を明確化し、配管腐食に対する予兆診断を行う事で、**早期警戒**が出来るようになる。
- 人力に頼らず自動で必要データを収集、条件に応じた予測が出来るようになり、**高精度の判断**が常に行えるようになる。
- AIを用いてサポートをすることにより、**若手保全員**であっても、**高精度の判断**が常に行えるようになる。
- ベテラン保全員の判断がAIに取り込まれるようになることで、**技術の伝承**にも繋がる。



---

## 5-1. 運転最適化

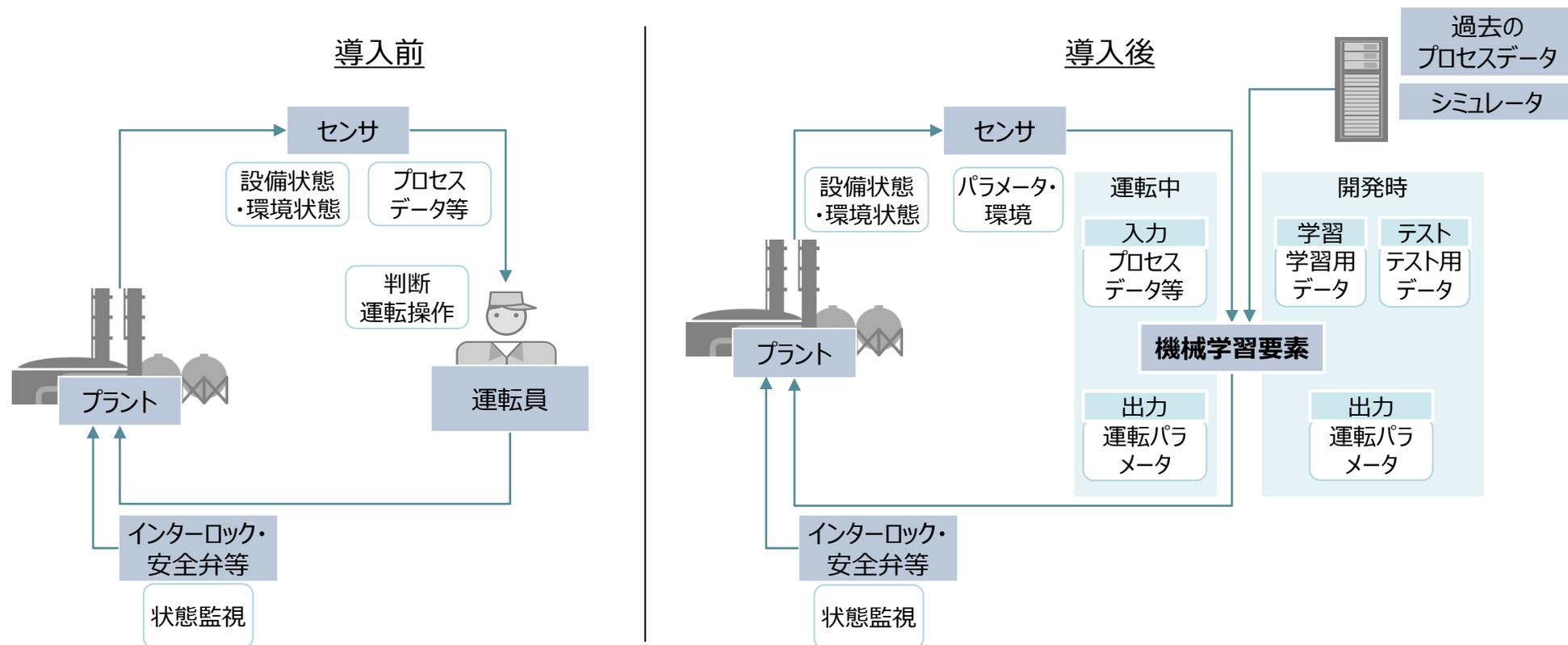
---

ENEOS株式会社・株式会社Preferred Networks

## 5-1. 運転最適化 ～ケースの概要～

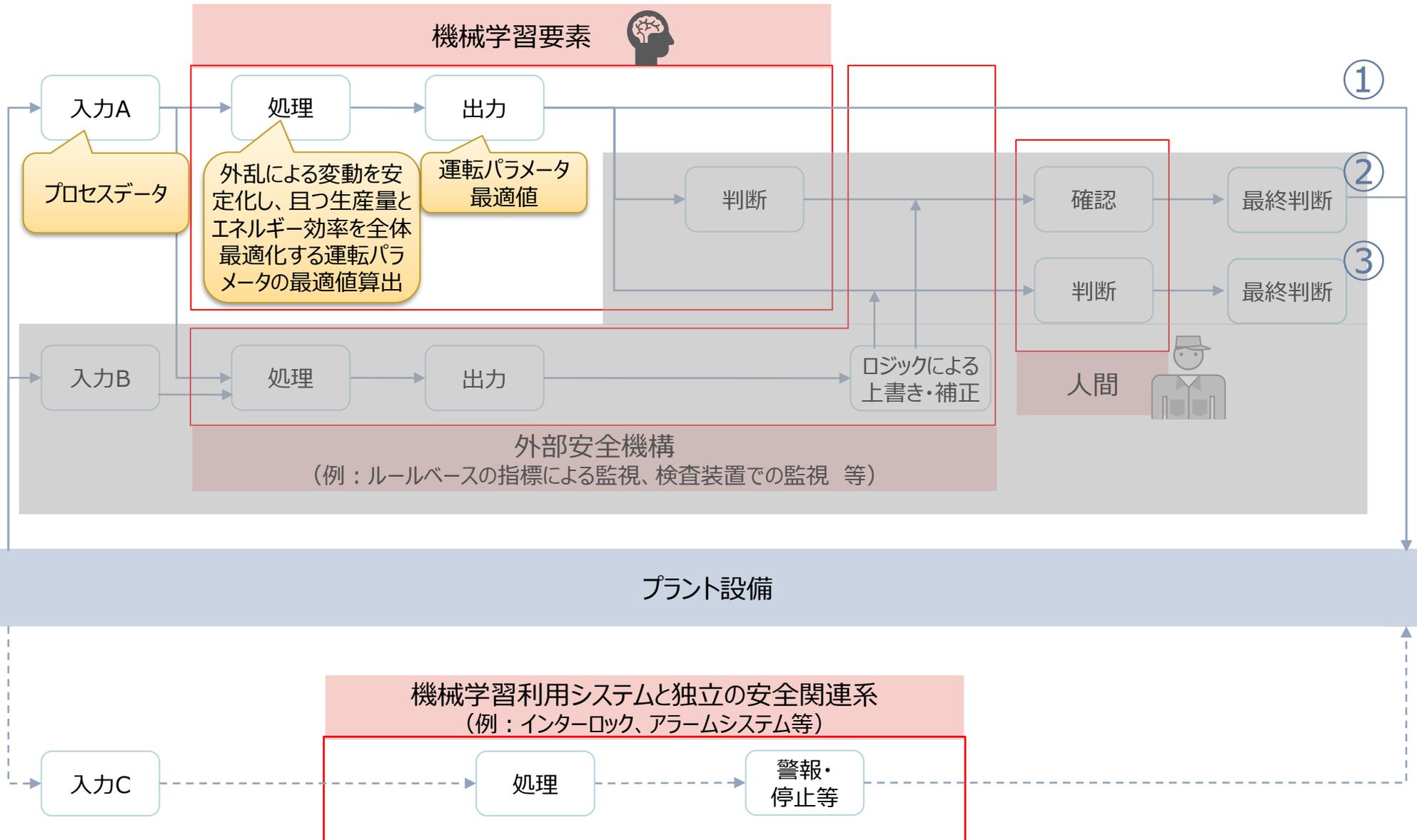
### <ケースの概要>

- 外気温や天候などの外乱による装置変動を常時安定化させ、ベテラン運転員と同等以上の生産効率・省エネルギーな自動運転を実現することを目的として、最適な運転パラメータをプロセスデータから自動で出力する機械学習利用システムである。
- 機能要件として、「外乱による装置変動時に安定した運転をする」、「安定時は生産量とエネルギー効率を全体最適化した運転をする」を設定する。
- プロセスデータから、安全上の許容動作に対応する範囲で、生産効率と省エネルギーの全体最適化を実現する運転パラメータを機械学習要素が出力する。出力は直接プラント操作に反映される。



# 5-1. 運転最適化 ～他システムとの関係～

丸数字①～③は、「人間による回避可能性」を示す。ガイドライン2.2.3項 図2-7を参照。



## 5-1. 運転最適化 ～機械学習要素の構成、利用時品質・外部品質の設定～

### <機械学習要素の構成>

|            |                                      |
|------------|--------------------------------------|
| 学習手法       | 回帰、教師あり                              |
| 学習モデル      | 過去のプロセスデータと将来の目的関数（製品性状、流量など）の関係を学習  |
| 運用時の入力データ  | プロセスデータ（流体の性状、装置の流量・温度・圧力、液面の時系列データ） |
| 開発時の学習データ  | プロセスデータ（流体の性状、装置の流量・温度・圧力、液面の時系列データ） |
| 開発時のテストデータ | プロセスデータ（流体の性状、装置の流量・温度・圧力、液面の時系列データ） |

### <利用時品質・外部品質の設定>

|         | 利用時品質  | 外部品質   |
|---------|--|--|
| リスク回避性  | 設備の設計を超過する運転を実行しない。                            | 出力されるAIの操作範囲を、安全上の許容動作に対応する範囲に制限する。          |
|         | 現状の運転領域がAIの学習範囲内外であることを提示する。（知らない領域であることを提示する） | 運転領域が学習範囲外である場合に学習範囲内であると判断する誤判断率を一定以下にする。   |
| パフォーマンス | 運転員のアラーム対応回数を少なく抑える。                           | 外乱による変動に起因する既存システム(DCS)のアラームの吹鳴数を限りなく0に近づける。 |
|         | 安定時、生産効率とエネルギー効率の双方を考慮した最適制御を実現する。             | 生産効率とエネルギー効率を金額換算した指標を一定以上に保つ運転パラメータを提示する。   |

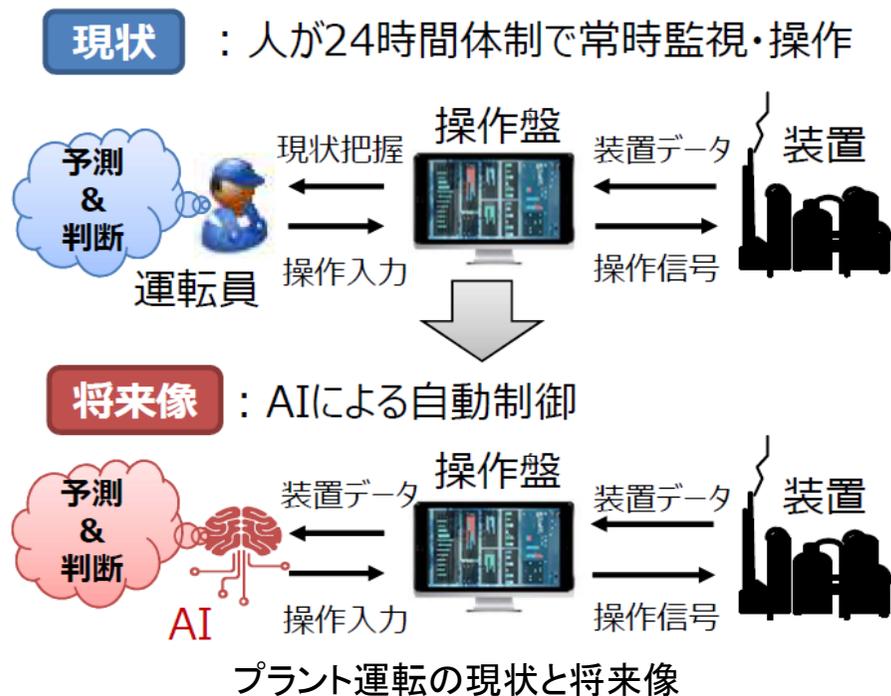
## 5-1. 運転最適化 ～ケースの詳細（AIシステムの役割、導入効果）～

### AIシステムの役割

- 国内の危険物施設における**火災・流出事故発生数は横ばい**であり、装置トラブルの削減は早急に対応すべき課題であった。また、今後は**ベテラン運転員の減少**によって技術力が低下することに加えて、国内労働人口の減少により**技量のある運転員の確保が困難になる**懸念がある。
- 機械学習利用システムを監視・操作に利用することで、操作ミス等による**人的要因の装置トラブルを削減**することが可能。また、機械学習利用システムを用いることで、**少ない人的リソースでベテラン運転員以上の最適化運転を維持可能**になる。

### 導入効果

- 人間が監視・操作することで発生する**装置トラブルを削減**することが可能。
- 自動化で生まれた人的リソースを設備の異常検知に配分することで、**物的要因の装置トラブルも削減**することが期待できる。
- ベテラン運転員以上の最適化運転を維持可能**になる。
- 少人数でプラント運転が可能となるため、感染症蔓延時等の**有事の際においても運転継続**が期待できる。



---

## 5-2. 運転最適化

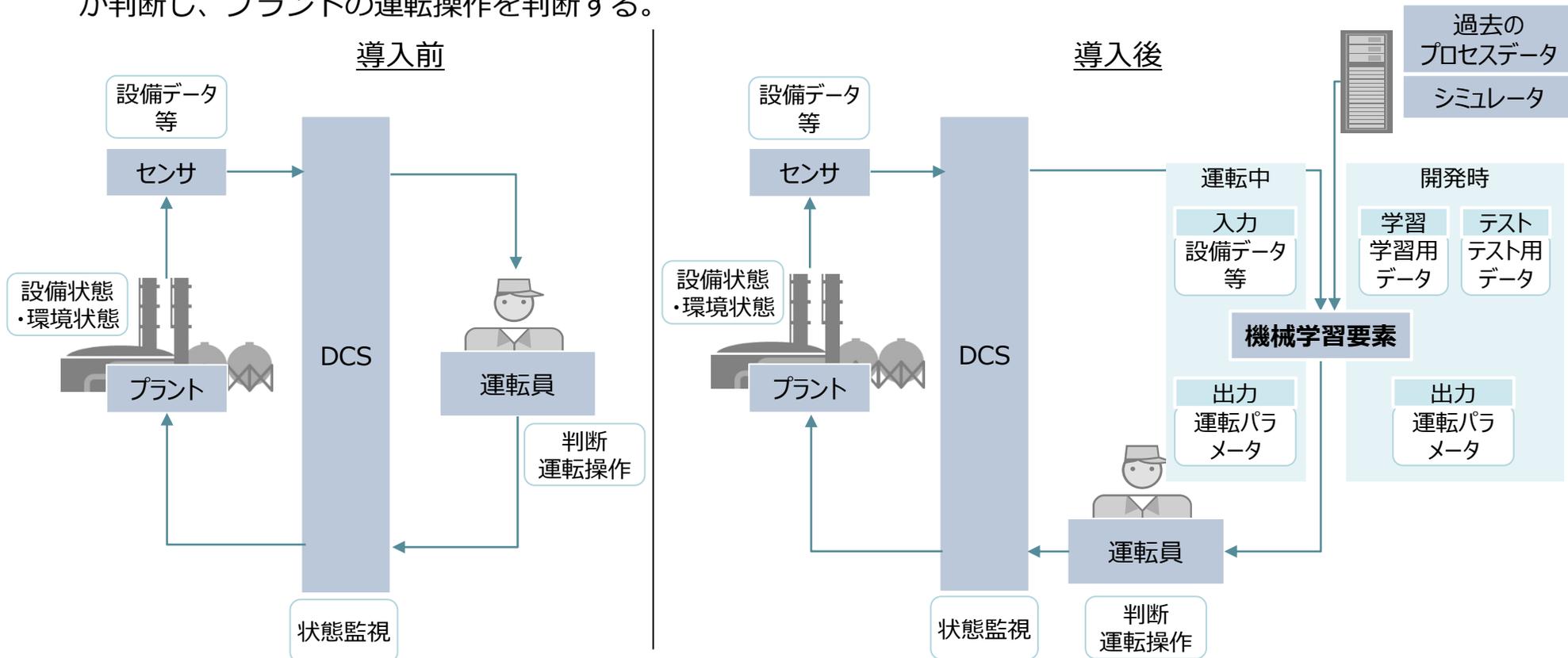
---

横河電機株式会社・JSR株式会社

## 5-2. 運転最適化 ～ケースの概要～

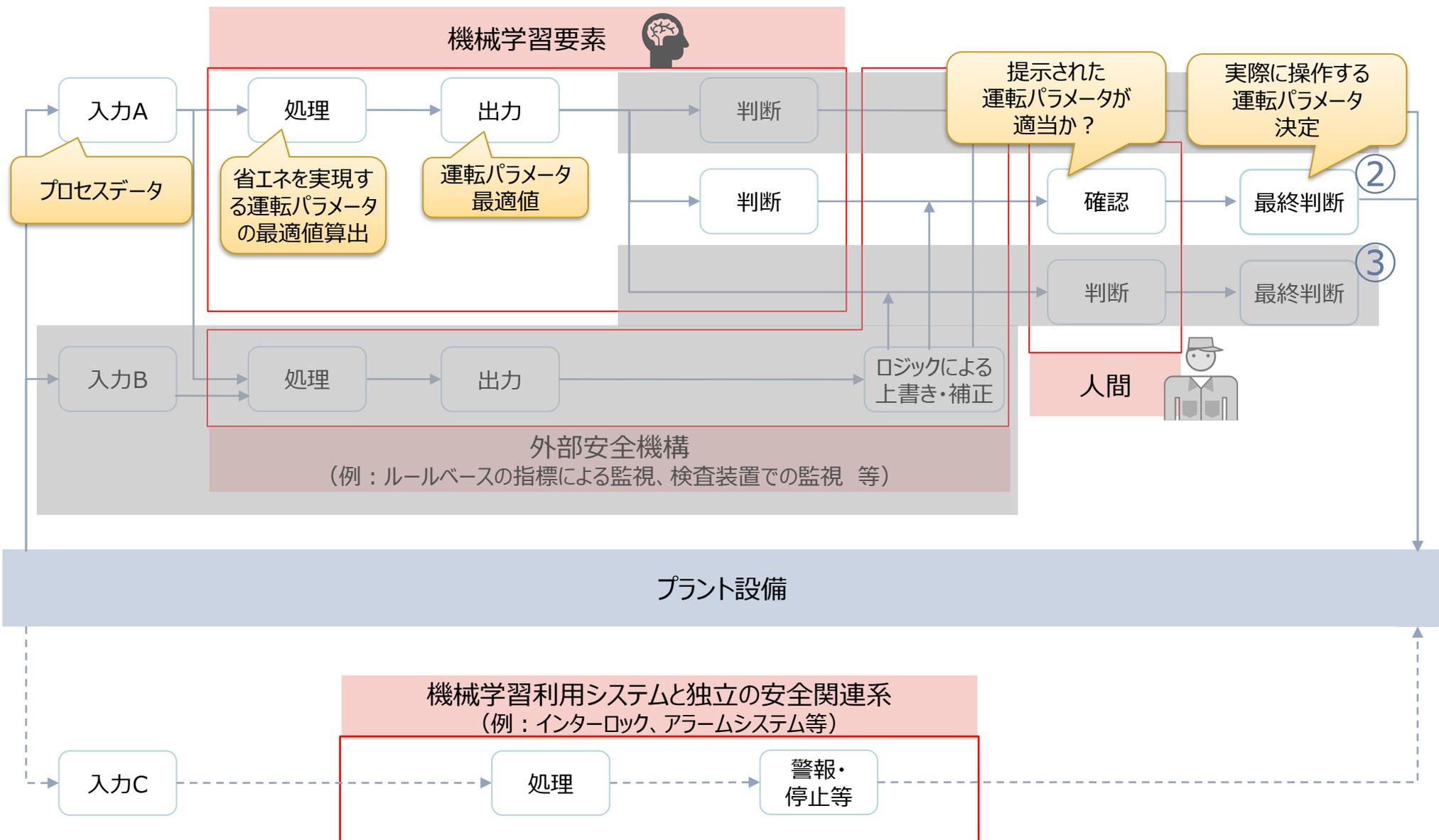
### <ケースの概要>

- 細かな操作による品質維持と更なる省エネルギーの実現を目的として、最適な運転パラメータの出力をプロセスデータから自動で行う機械学習利用システムである。
- 機能要件として、「運転員によるマニュアル操作相当の操作をAI制御で実施する」、「運転員のマニュアル操作よりも細やかに自動操作することで品質を維持した上で更なる省エネを目指す」を設定する。
- プロセスデータから、安全上の許容動作スペックに対応する範囲で、省エネルギーな運転に最適な運転パラメータを機械学習要素が算出し、運転員に対して提示する。運転員は、機械学習要素の出力が、経験的に妥当か判断し、プラントの運転操作を判断する。



## 5-2. 運転最適化 ～他システムとの関係～

丸数字①～③は、「人間による回避可能性」を示す。  
ガイドライン2.2.3項 図2-7 を参照。



## 5-2. 運転最適化 ～機械学習要素の構成、利用時品質・外部品質の設定～

### <機械学習要素の構成>

|            |                                     |
|------------|-------------------------------------|
| 学習手法       | 強化学習                                |
| 学習モデル      | プロセスデータから省エネルギーの最適な運転方法を学習する        |
| 運用時の入力データ  | プロセスデータ（蒸留塔への供給物量、温度、生成物の量などの実機データ） |
| 開発時の学習データ  | プロセスデータ（プロセスシミュレータのデータ）             |
| 開発時のテストデータ | プロセスデータ（過去1年分の実機データ）                |

### <利用時品質・外部品質の設定例>

| 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。 | 出力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。 |      |
| 様々な条件下でも安定的に出力を行う。                 | 運転パラメータの予測精度を一定以上とする。           |      |
| パフォーマンス                            |                                 |      |
| 従来以上に省エネな運転を実現する。                  | 省エネの指標を一定以上に保つ運転パラメータを提示する。     |      |

## 5-2. 運転最適化 ～ケースの詳細（AIシステムの役割、導入効果）～

### AIシステムの役割

- 当該プラントの運転は、PID制御や多変数モデル予測制御により、自動化、安定化を行っている。しかし、外乱等の影響が大きい一部の工程では、人間の手動操作も含めてコントロールしているため、属人的な要素が存在する。
- 機械学習要素を利用することで、運転の自動化が可能になれば、品質が保たれた省エネルギーな運転を常時行うことが可能である。

### 導入効果

- 現在では24時間体制で配置されている人的リソースを減らすことが可能であり、**人間の負担が軽減**される。
- 人間が運転することで生じる属人的な要素を排除し、**品質の保たれた運転**が可能となる。
- 省エネルギーな運転を高い品質で保つことで、従来以上に**エネルギー使用率を低減**し、社会に貢献できる。



強化学習型AI制御アルゴリズムによる  
プラントの運転最適化