

# 講演資料

---

代表取締役  
下野 祐太



Using Generative AI To Drive Industry 5.0 Transformation

# 自己紹介

## 自己紹介

### 下野 祐太

- 京都大学大学院京都大学大学院エネルギー科学研究科 修了。
- 松尾研究所にて製造業向けAI社会実装に従事。
- 異常検知、生産計画最適化などのAIプロジェクトを主導。
- 製造業×AIに特化した株式会社エム二 創業。
- 「AIで働く環境を幸せに、世界にワクワクを」を掲げた現場発AI活用の推進。
- 2025年「Forbes JAPAN 30 UNDER 30」選出。



# 京都大学発 松尾研発 スタートアップ



京都大学

&



松尾研究所

## 東京大学 松尾豊教授による弊社のご紹介

エムニは、製造業におけるAI活用に特化したスタートアップです。

代表の下野氏は松尾研究所で3年間、製造業向けAI社会実装に深く携わってきた経験を持ち、その豊富な知識と実績が大きな強みとなっています。

また共同創業者の後藤氏をはじめ、有名ITメガベンチャーでのプロジェクト経験を持つメンバーが多数在籍しており、技術力と創造性に溢れたチームを形成しています。

「AIで働く環境を幸せに、世界にワクワクを」というミッションのもと、エムニが製造業に革新をもたらし、未来の産業をリードすることを強く期待しています。



技術顧問  
東京大学大学院工学系研究科

松尾豊 教授

会社名

株式会社エムニ

主要取引銀行

三井住友銀行 上野支店

設立日

2023年10月31日

連絡先

yuta.shimono@emuniinc.jp

代表取締役

下野祐太

東京オフィス

〒101-0031 東京都千代田区東神田1丁目11-5 石田ビル東神田3F

従業員数

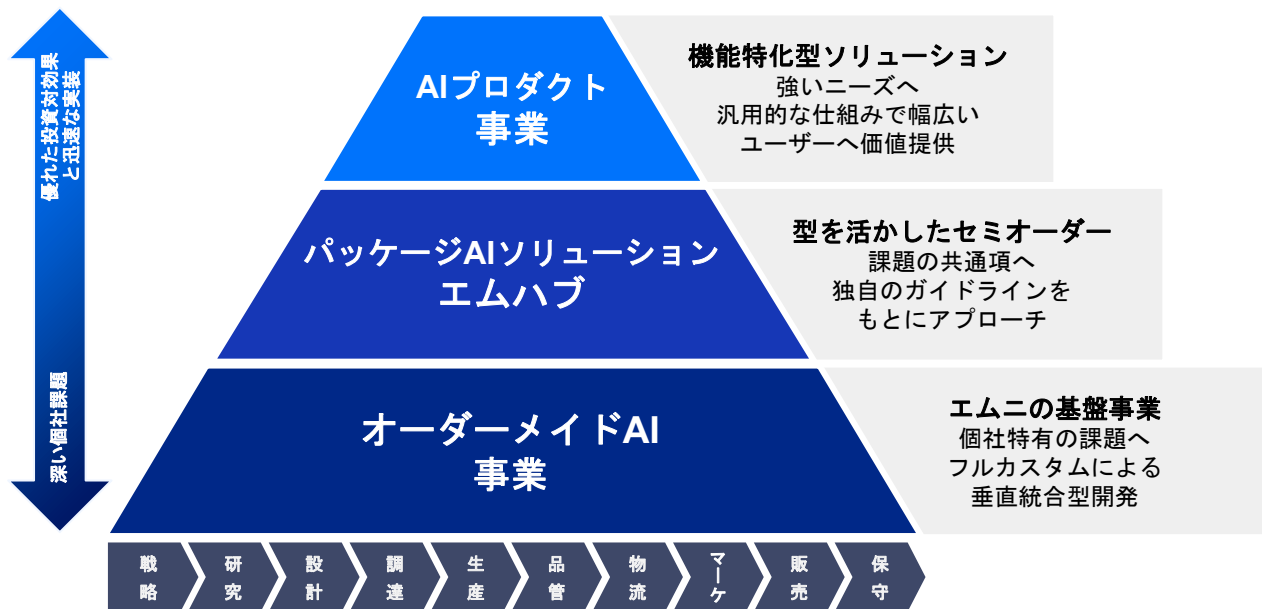
160名 (インターン・業務委託含む)

京都オフィス

〒606-8307 京都市左京区吉田上阿達町17番地 地域経済牽引拠点 3 階

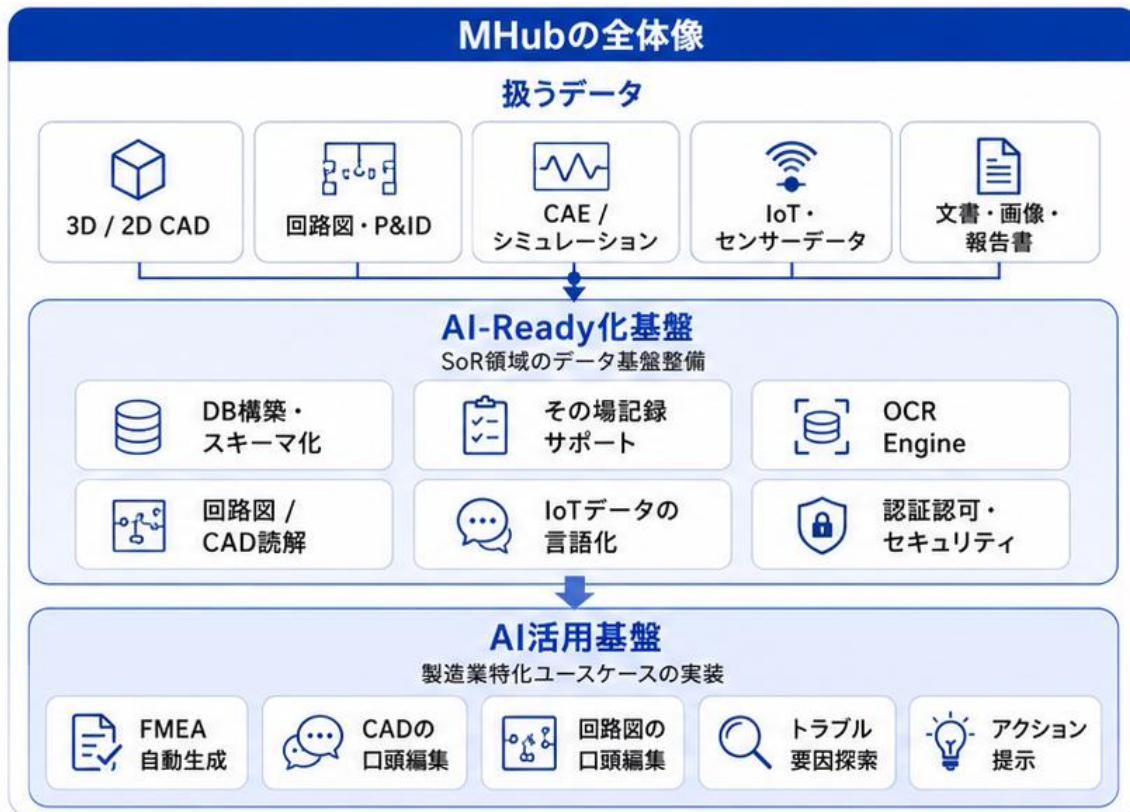
## EM2の事業 | 3階層の価値提供

「業務理解」と「技術理解」の双方を有しながら、オーダーメイドAI開発を土台とし、蓄積したAI受託ノウハウをパッケージ、プロダクトへと昇華をさせ、製造業バリューチェーンの本質的な課題を解決



事業概要

[2] パッケージAI  
ソリューション  
『エムハブ』

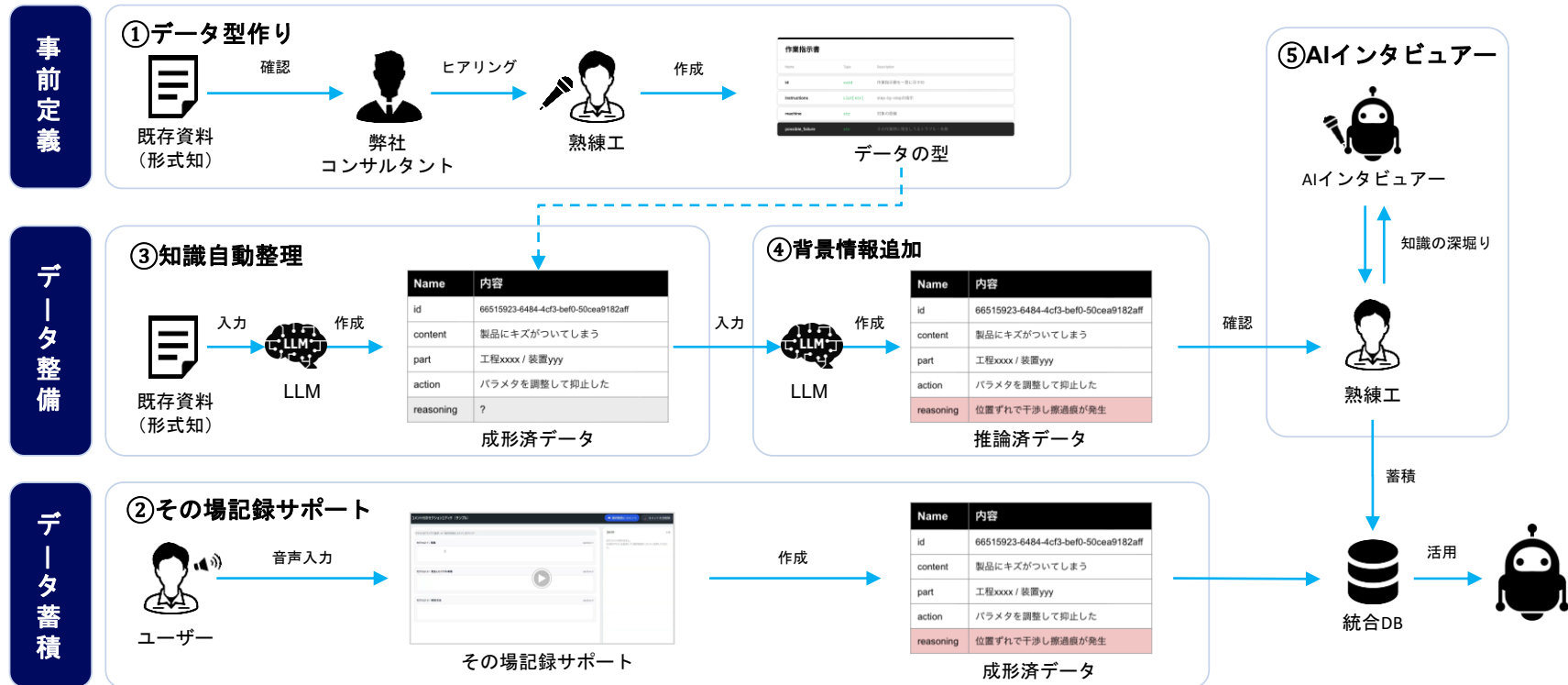


# エムハブとは

製造業における非構造化した情報（CAD/図面/手書き資料など）をAI-Ready化し、各ユースケースをスピーディーに実現するプラットフォーム



# エムハブ | AI-Ready化基盤



## 3つの特徴



### 製造業への高い解像度と対話に基づく「課題設計力」

- ・ 現場との対話やワークショップなどを通して、解くべき課題を抽出
- ・ 製造業におけるAI活用に深い知見を持った経営陣
- ・ 現場との対話を重視した**一気通貫**での伴走支援



### 課題解決に特化した独自アルゴリズム、**高速**で検証・改善できる「AI実装力」

- ・ 最短で手で動くプロトタイプを開発する**高速デモ開発**
- ・ 高速開発を実現する開発基盤と独自のAI活用促進制度
- ・ 高いエンジニアリングレベルの優秀な開発人材が多数在籍



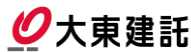
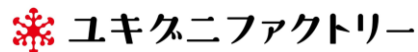
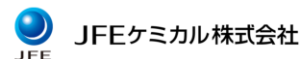
### PoCに留まらず、**高セキュリティ**な本番運用までやり切る「システム開発力」


- ・ 製造業**エンタープライズ企業**との取引実績
- ・ 大規模システムから基幹システムの繋ぎこみまで対応してきた豊富な開発実績
- ・ AIを用いたシステム開発に精通したシニアエンジニアの在籍

## 取引先企業例

製造業のエンタープライズ企業を中心とした取引実績

※一部抜粋





Using Generative AI To Drive Industry 5.0 Transformation

# 製造業における 暗黙知の 形式知化

## 製造業における暗黙知の形式知化

別スライドにてご説明

## 暗黙知の形式知化の課題

暗黙知を定義できた≠形式知化できる  
例) 体の動かし方、手触りなどの感覚

## 暗黙知の形式知化のソリューション

暗黙知を定義できた≠形式知化できる  
例) 体の動かし方、手触りなどの感覚

→ 熟練者の動画 × マルチモーダルAI

# 熟練者ノウハウ動画分析

マルチモーダルLLMを活用した動画情報からの熟練者のノウハウ抽出デモ

🔍 コネクタ端子はんだ付け


完了 ▶ 解析を実行

Excel ダウンロード

コネクタ端子にワイヤをはんだ付けする工程。コテ先角度・はんだ供給タイミング・濡れ性の確認がコア技能。

熟練者動画

EXPERT



▶ 0:00 / 0:53

新人動画

NOVICE



▶ 0:00 / 1:21

🔍 熟練者の暗黙知

画像はクリックで生成 (API節約のためオンデマンド)

暗黙知 1

コテ先と端子の接触角度



熟練: コテ先のカット面を端子の平坦部に約45度の角度で広く密着させ、端子全体に効率よく熱を伝達させている。

暗黙知 2

はんだの供給位置とタイミング



熟練: コテ先と端子の接触境界部に的確にはんだの先端を差し込み、端子の熱を直接利用してはんだを溶かし濡れ広がらせている。

暗黙知 3

コテ先とはんだの引き離し手順



熟練: はんだの供給を止めた後、一呼吸 (約0.5秒) おいてから、コテ先を端子の傾斜に沿って斜め上方に素早く引き抜いている。

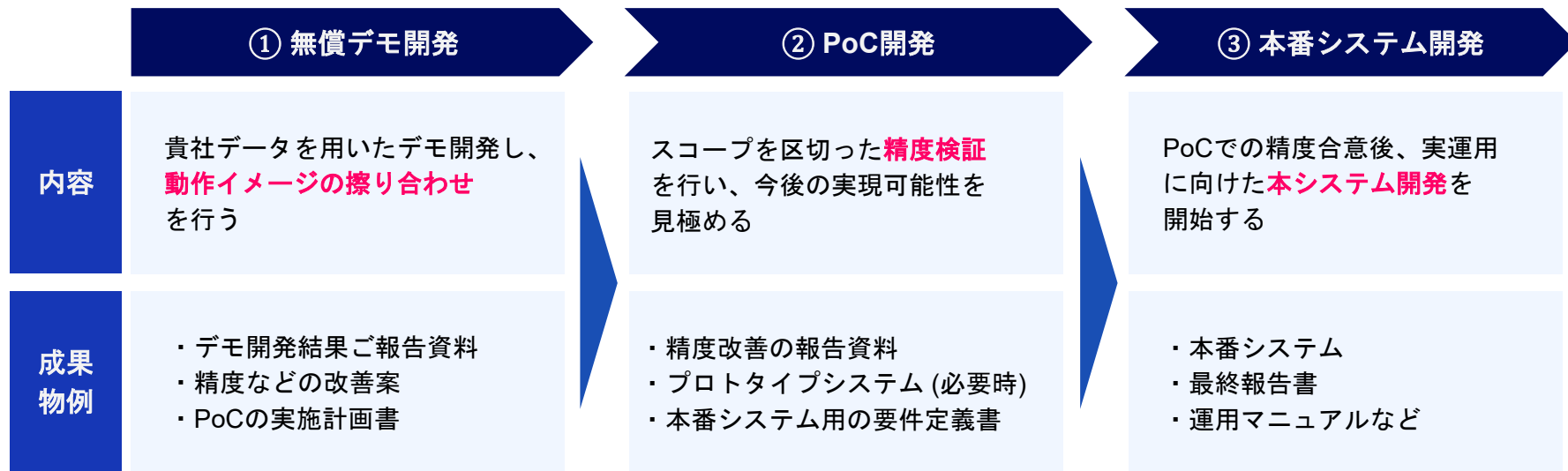


終わりに

Using Generative AI To Drive Industry 5.0 Transformation

# AIシステム開発の基本的な流れ

本番実装を見据えたフィジビリティ調査・改善を重ねることでリスクを抑えながら推進



※本番システム開発費用の精緻な算出については、PoC開発の結果により決定

 エムニ



問い合わせ先  
[yuta.shimono@emuniinc.jp](mailto:yuta.shimono@emuniinc.jp)



— 製造業AIの最前線 — 暗黙知の形式知化

# 製造業における 暗黙知の形式知化に関する考察

製造業に固有のデータ資産をAI-readyに整えるための、  
具体ユースケース起点の方法論。

SPEAKER

**下野 祐太** 株式会社エム二 代表取締役

01 / 10

製造業におけるAI活用を支援 — 現場に蓄積された資産をAI-readyに

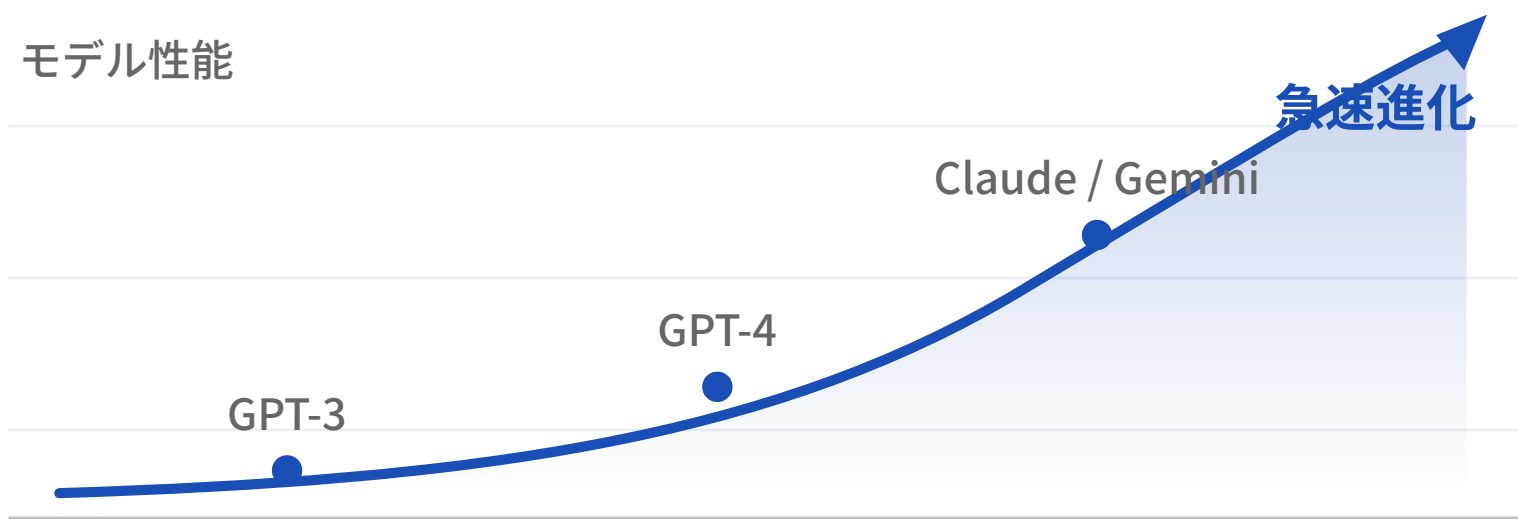
# 日本の製造業の競争力は、現場に蓄積された“データ資産”にある

LLMは急速に進化する。しかし、製造業に固有の現場データ・業務知識・判断履歴は一朝一夕では作れない。AI活用の本質は**モデル選定**ではなく、**企業固有のデータ資産をAI-readyに整える**ことにある。

## LLM EVOLUTION

高速・外部依存・差別化しにくい

### LLMの進化



## YOUR DATA ASSET

蓄積型・固有・模倣困難

### 自社データ資産



LLM

×

AI-ready Data

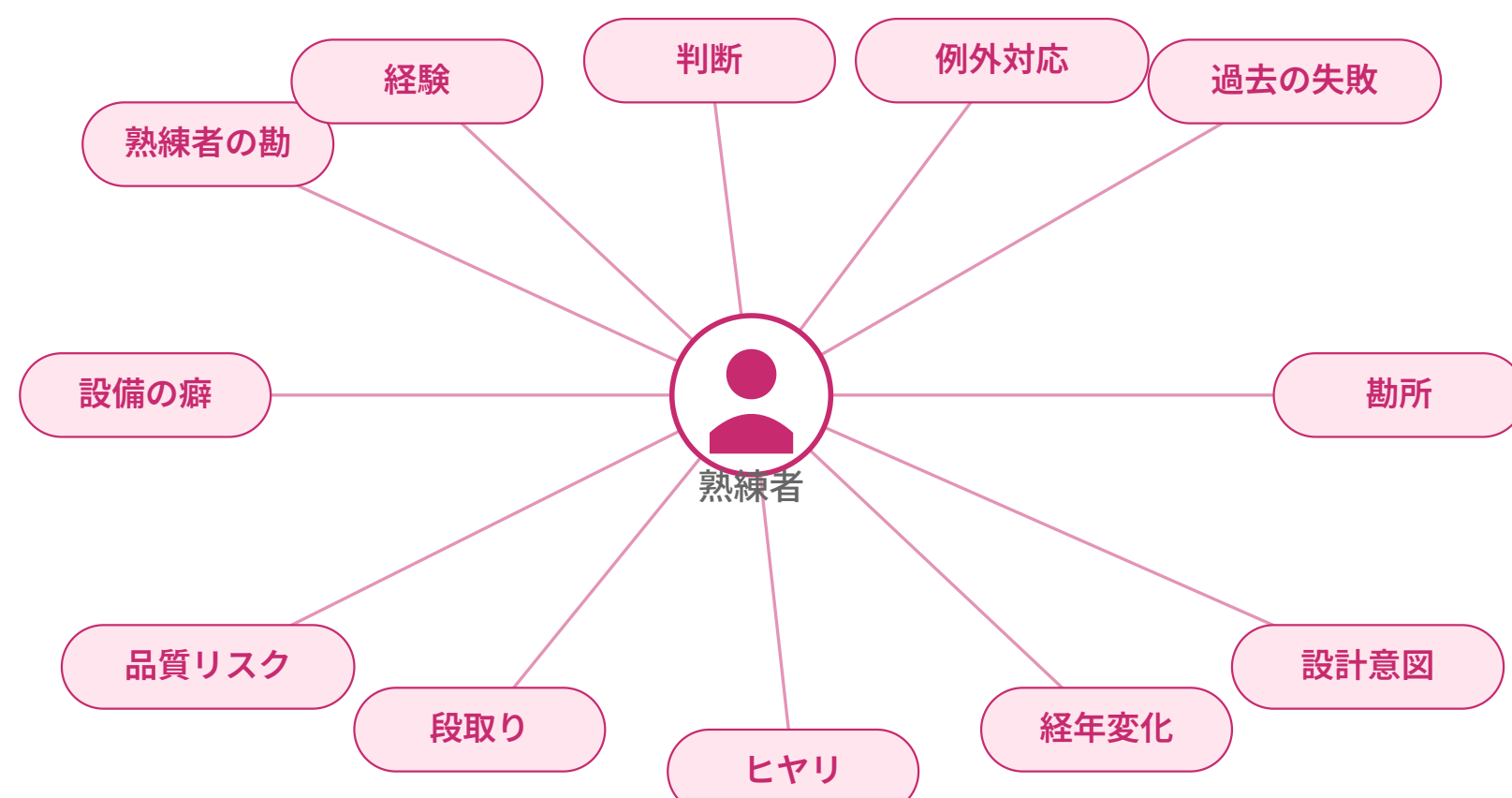
=

製造業AIの競争力

# 目的なく暗黙知を集めようとしても、收拾がつかない

熟練者の周りには無数の知識が広がっている。取るべき暗黙知が定義できていないから標的が定まらず、言語化できない——当たり前前の帰着である。

## 熟練者の周りには、無数の知識がある



## WHY IT FAILS

### 言語化できない構造

1 取るべき暗黙知が定義できていない



2 標的がはっきりしない



3 暗黙知を言語化できない

# 取るべき暗黙知は、“形式知だけでは埋まらないギャップ”として定義する

暗黙知とは、漠然とした職人技ではなく、**形式知・既存データで到達できる精度と、目指す業務品質・AI精度との差分**を埋めるための知識である。



STEP 01

# まず、業務に紐づく具体ユースケースを定義する

「技能伝承」「AI化」では粒度が粗すぎる。  
暗黙知の言語化は、**具体的な業務・判断・成果指標**に紐づけて設計する。

## 業務ユースケース定義キャンバス

01

対象業務

02

防ぎたい失敗

03

必要データ

04

紐づける情報

05

判断単位

06

目指すアウトプット

EXAMPLE 01 設計変更レビューにおける品質ヌケモレ防止

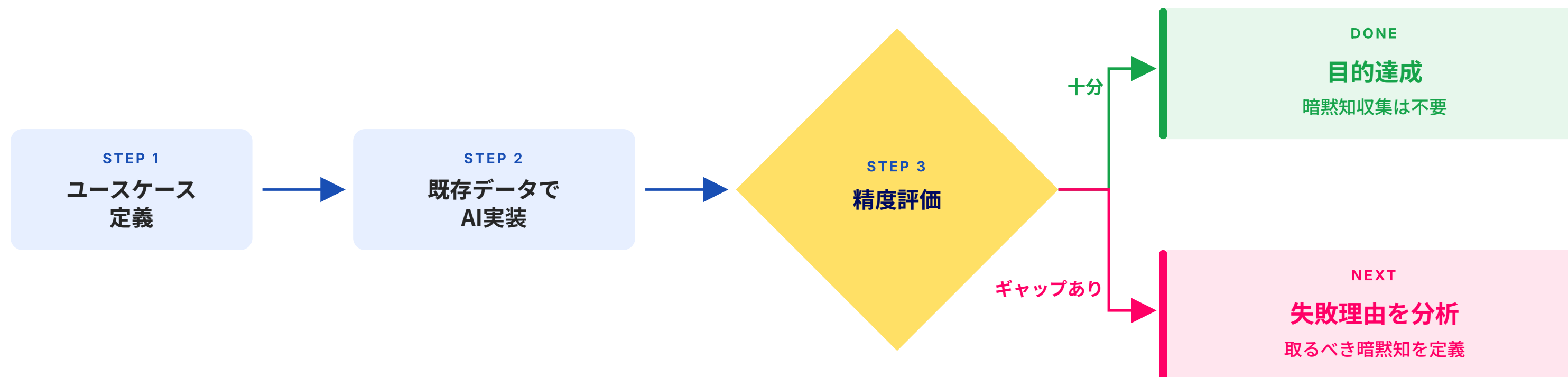
EXAMPLE 02 設備異常の一次判断観点の標準化

STEP 02

# 既存データでまずAI実装し、暗黙知が本当に必要かを見極める

暗黙知の収集を目的化してはいけない。  
既存の形式知・データで目的を達成できるなら、**暗黙知を無理に取りに行く必要はない。**

暗黙知収集はあくまで“手段”。目的達成に必要なかを毎回判定する。



STEP 03

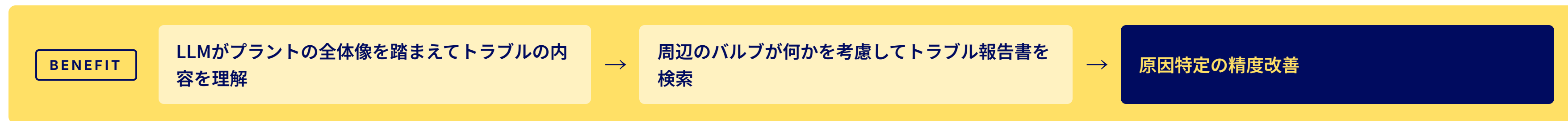
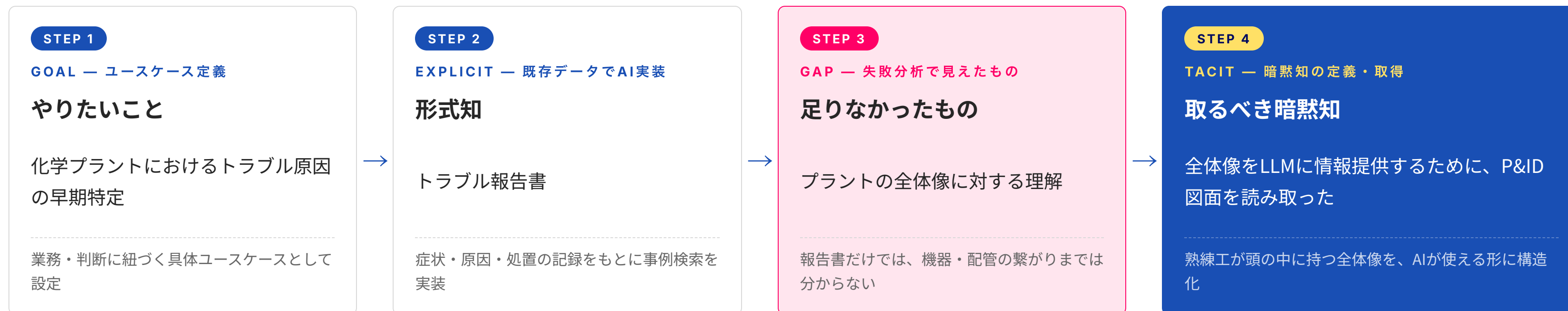
# AIの失敗パターンから、集めるべき知識に狙いをつける

形式知だけではAIが間違える箇所に、**人間の判断の本質**が現れる。  
失敗理由をサンプルとして集め、そこから**必要な知識の型**を抽象化する。



# 足りなかったのは“プラントの全体像”という暗黙知だった

ここまでのステップを、化学プラントの**トラブルシューティング**に適用。既存データでのAI実装で見たギャップから、**取るべき暗黙知**を特定した。



STEP 04

# 定義した知識に応じて、最適な取得方法を選ぶ

暗黙知の取得方法はインタビューだけではない。  
 知識の種類に応じて、失敗理由補完・ラベル付け・マルチターンインタビュー等を使い分ける。

知識の型 \ 取得方法	失敗理由の補完	レビューコメント収集	ラベル付け	事例比較	マルチターンAIインタビュー
判断基準	◎	○	△	△	○
ヒューリスティック	○	△	△	○	◎
データ間の紐づけ	△	○	◎	◎	△
例外条件	◎	○	△	○	○
思考プロセス	△	△	△	○	◎

◎ 最適 ○ 有効 △ 補助的

# 暗黙知の言語化は、AI実装のギャップから設計する

暗黙知を形式知化する本質は、熟練者の頭の中を網羅的に聞き出すことではない。

具体ユースケースに対して既存データでAI実装し、**目指す精度との差分**を埋める知識を**定義・取得・構造化**することである。

## METHODOLOGY

### 5ステップで“ギャップを埋める知識”を設計する



暗黙知 = 目的なく集めるものではなく、**ギャップを埋めるために設計するもの**