

予兆保全を成功させる 設備データの収集・活用方法

アットフィールズテクノロジー株式会社

- 社名 : アットフィールズテクノロジー株式会社
Atfields Manufacturing Technology Corporation
- 事業内容 : **IT** インフラシステム構築及びアプリケーションソフトウェア開発
DS データ収集及び解析
IE 製造技術分野における工法開発

「Information Technology」



「Data Science」



「Industrial Engineering」



- 本社 : 富山県魚津市東山800番地
- 拠点 : 富山県 (魚津市/砺波市)、新潟県 (妙高市)
京都府 (長岡京市)、愛知県 (豊田市)



今回お伝えしたいこと

生産工程の予兆管理実現には、

生産設備のデータの収集・連携による『つながる化』が

必要だとされています。しかし、単にデータを集めて『つなげる』

だけでは、思い描いていた経営価値を得ることは出来ません。

価値に『つながる』データを集め、活用することが重要です。

経営価値を得るために必要なデータの収集・加工・解析方法、
データを活用した改善事例をご紹介します。

CHAPTER

01

想定課題

02

課題の解決策(弊社サービスの紹介)

03

事例紹介

CHAPTER

01



想定課題

こんな課題でお悩みではありませんか？

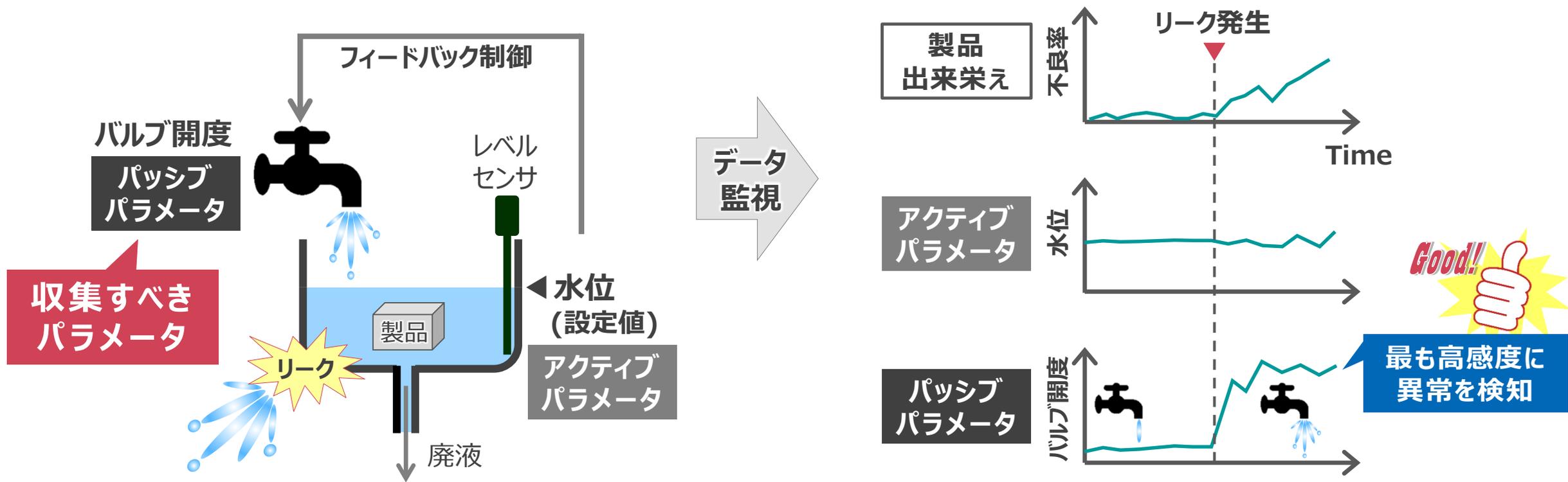
生産設備をつなげてデータを集めた！
でも、**経営効果に結びつかず**、お困りではないですか？

【よくある原因】

- ① データの項目や種類が十分に揃っていない
- ② データの整理や整形(クレンジング)が難しい
- ③ データ解析をしても要因究明に繋がらない

原因 ①データの項目や種類が十分に揃っていない

収集したデータの中に**分析における重要因子がなければ、正しい分析結果を導くことは出来ません**。設備の状態変化を捉えるには、**物理現象によって変化するパラメータを収集することが重要です**。



データを集めても、
すぐにデータ分析や設備の状態監視に活用できるとは限りません。
活用の前に『用途に応じたデータに変換する』必要があります。

収集後のデータ例

時系列に並んだ数値の羅列

CSV		
Time	Pressure	Temp
2021/7/31 10:00:00	0.00	2.12
2021/7/31 10:00:01	0.00	2.12
2021/7/31 10:00:02	1.20	3.50
2021/7/31 10:00:03	1.30	3.50
.		
.		
.		
2021/8/31 10:00:00	0.00	2.12

用途に応じた
データ形式にするには、

加工必要

- 見たいデータの切り出し
- 電圧値からセンサ値に変換
- 生産情報との紐付け
- etc...

原因 ③ データ解析をしても要因究明に繋がらない

統計的に得られた相関関係には、疑似・偶然相関も含まれます。
因果関係は、統計解析結果のみでは、抽出することができません。

相関関係

疑似相関

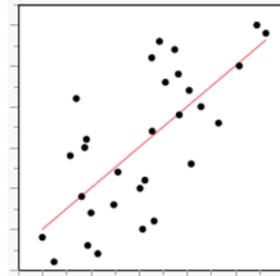
直接の因果関係はないが、
因果関係のあるパラメータと
因果関係があるパラメータ

偶然相関

因果関係がないのに
偶然、相関関係が確認される
パラメータ

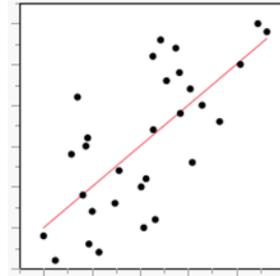
因果関係

目的変数



パラメータA

目的変数



パラメータB

因果関係が
あるかどうかは、
統計解析結果のみでは、
判断できない

CHAPTER

02



課題の解決策

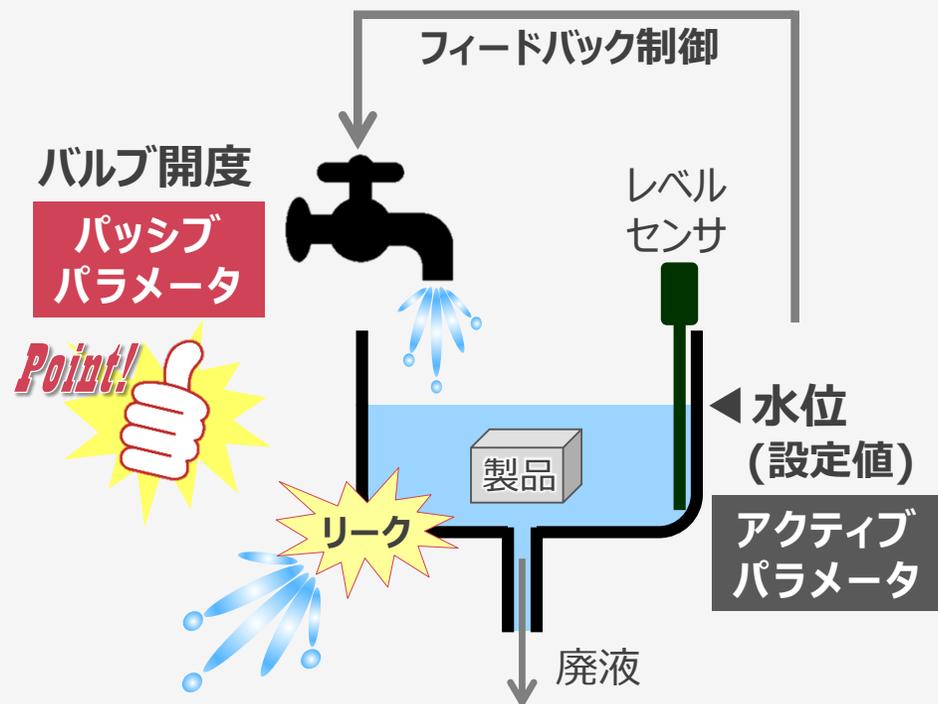
課題を解決する弊社サービスの紹介

統計モデル×物理モデル

収集すべきデータを選定し、あらゆる手段でデータを収集
⇒データ解析の高精度化

データ選定

- 現場でデータを**確認**、収集すべきデータを選定



データ収集

- 多種多様な方法で、設備データを追加収集

① アナログ出力



各種センサ
・温度計
・流量計
etc...

② PLC



PLC

③ オンライン出力



制御PC

④ 装置ログ



制御PC
LOG

⑤ 画像



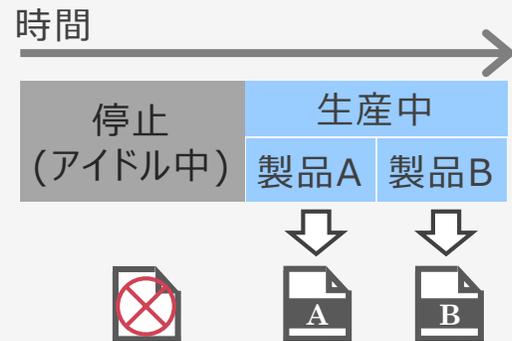
Camera
画像データ

収集したデータを自動で処理し、『直ぐに活用できる』データに変換
⇒解析の時短に繋がり、処置対応・経営判断のスピードUP

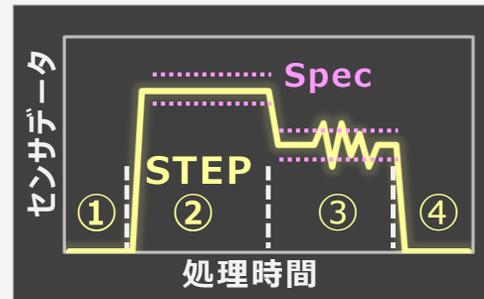
データ切り出し、変換処理

■ 必要なデータを製品単位で切り出し

【製品単位に切り出し】



【ステップ情報の付与】



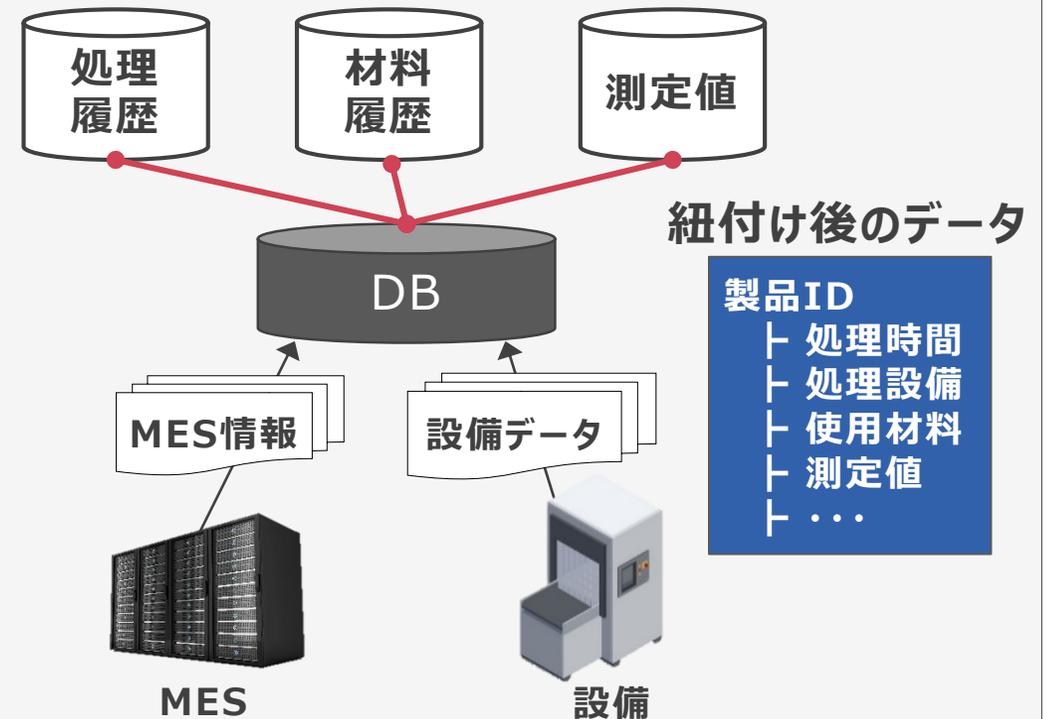
■ 最終の活用方法に合わせたデータの変換

【例】

振動・音 ⇒ 周波数特性
モーターパルス ⇒ 回転数

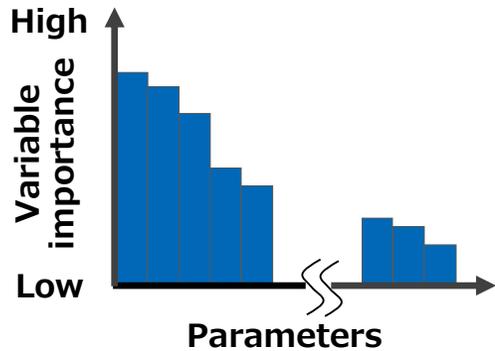
データ紐付け

■ 解析に必要な情報を紐付け



統計的に抽出した相関関係の中から、技術的に妥当なパラメータを選定
⇒ 高精度な予測モデルの構築が可能

統計モデル
(統計解析結果)



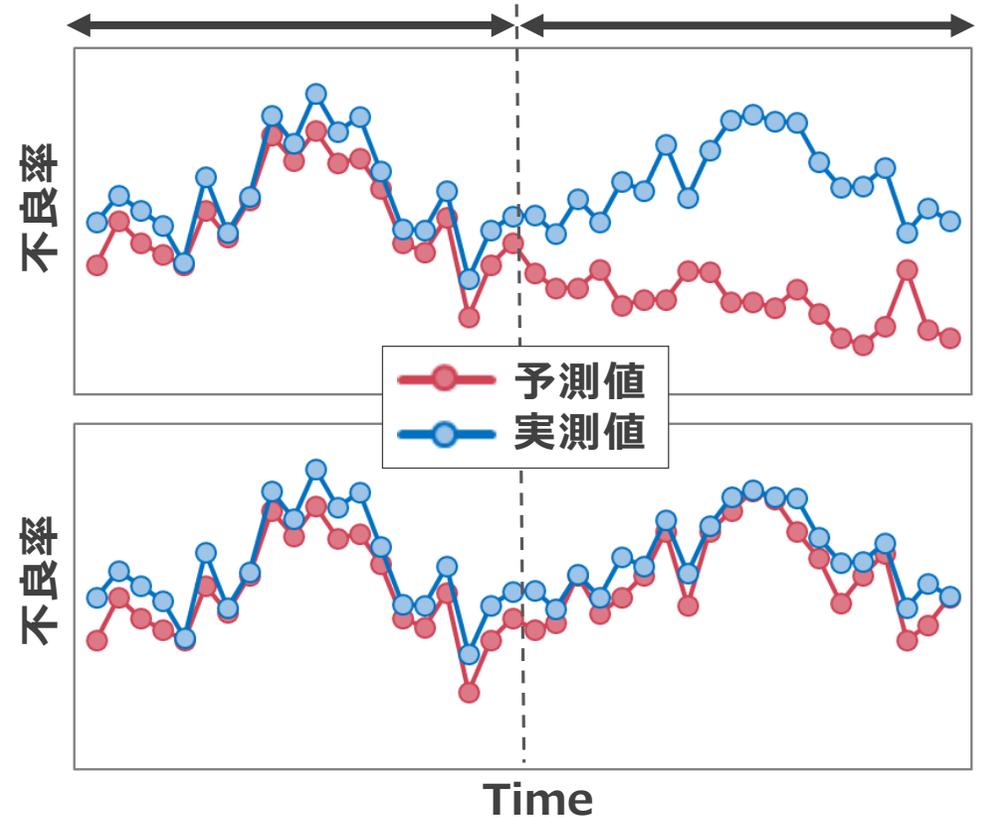
物理モデル
(技術知見)

物理モデルの考慮なし

因果関係のある
パラメータを選定



学習データ (モデル構築に使用) 訓練データ (モデル構築に未使用)



CHAPTER

03



事例紹介

データ収集・活用による改善事例

事例 ① データ解析による不良削減

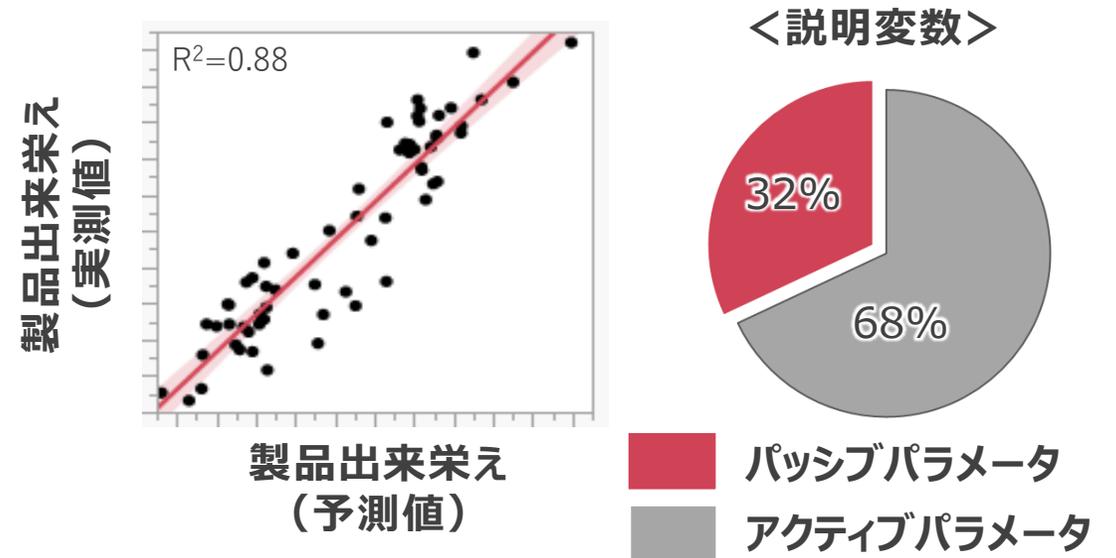
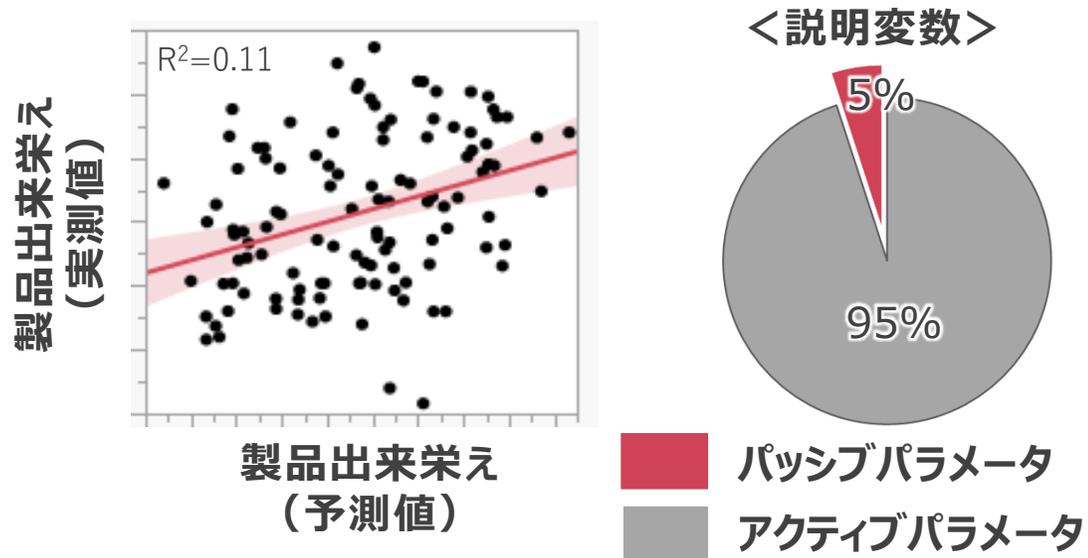
パッシブパラメータを追加することで、キーパラメータを特定
⇒ 予測モデルの精度が向上！ 対策導入による不良削減を達成！

Before

After

目的変数：製品出来栄え
説明変数：既存取得パラメータ

目的変数：製品出来栄え
説明変数：既存 + 追加取得パラメータ

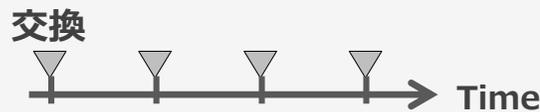


パーツ劣化の予兆を検知できるキーパラメータを特定、監視することで、品質を維持しながら、ランニングコスト削減を実現

従来のメンテナンス

予防保全：TBM(Time Based Maintenance)
故障の有無に関係なく定期的実施

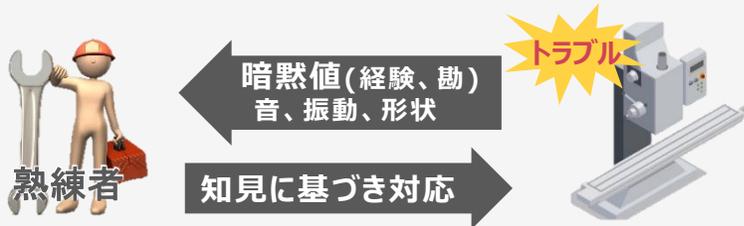
✓ 品質重視で過剰なパーツ交換



【パーツ交換周期】

✓ 異常兆候の検知は熟練者の暗黙知に依存

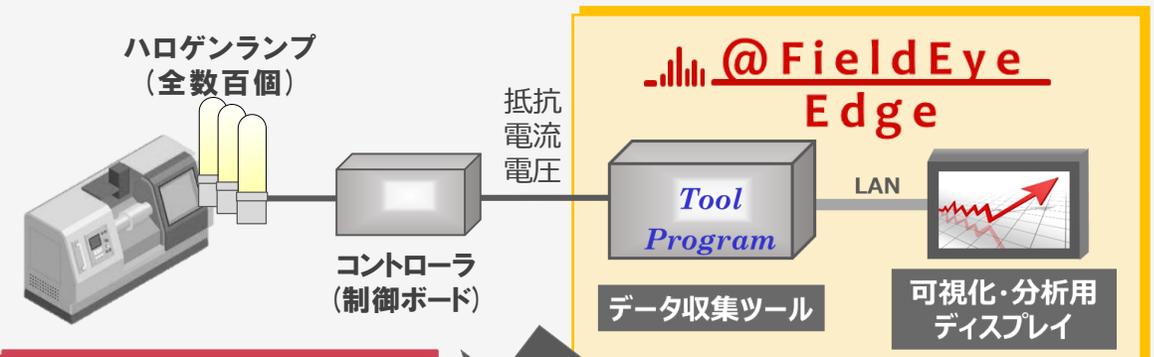
熟練者の退職、人材不足、省人化により継続が困難



コンディショニングベースのメンテナンス

予知保全：CBM(Condition Based Maintenance)

パーツの劣化具合を示すデータを監視することにより、真に必要と判断されたときのみ、交換実施



対象の1個のみ交換
※従来は全数(数百個)交換

監視

【導入効果】

保守費用削減

予知保全の実現

異常判断の形式知化



事例紹介

データを有効活用するシステムの紹介

生産現場で発生する大量のデータを一元管理 データ解析～予兆監視をシームレスに実現する設備データプラットフォーム

① 大容量データ一元管理・高速処理・外部連携

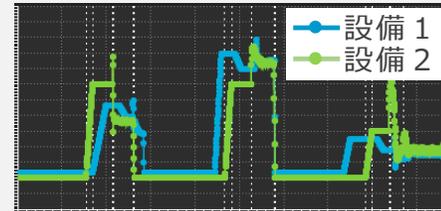


生産現場で発生する大量のデータを一元管理・活用

② 高精度解析

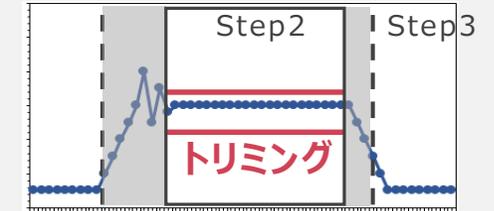
重ね合わせ

設備号機間差や
正常・異常データの差異を確認



トリミング

昇降・不安定区間を除外した
統計値計算・規格値設定



高精度な異常検知、解析が可能

③ 異常検知

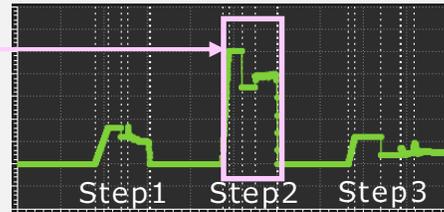
トレンドグラフ

異常を素早く検知・通報、
即時に異常内容を確認



時系列波形

異常点における詳細分析を
時系列データで表示

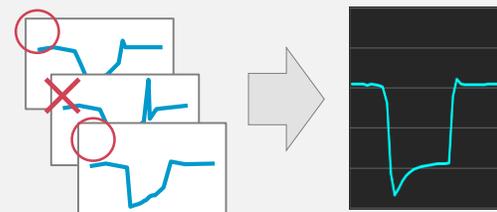


リアルタイムな異常検知、容易に異常データ分析が可能

④ モデリング

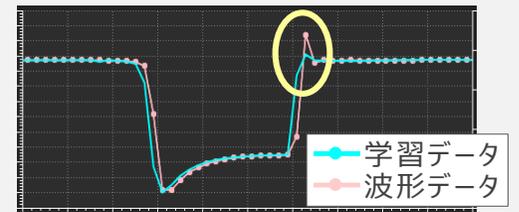
学習モデル作成

処理済データを用いて
簡単に学習モデルを作成



学習モデルによる自動判定

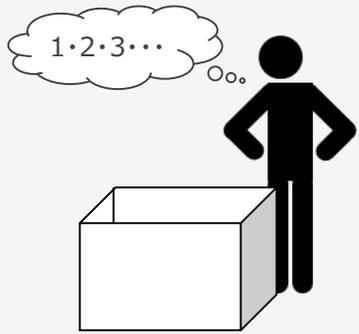
異常個所の特定や規格値の
設定無しで異常検知が可能



設定作業の大幅な効率化、未知の異常検知を実現

画像認識・AI技術により工程内の人作業を廃止 自動化による生産性向上を実現

これまで



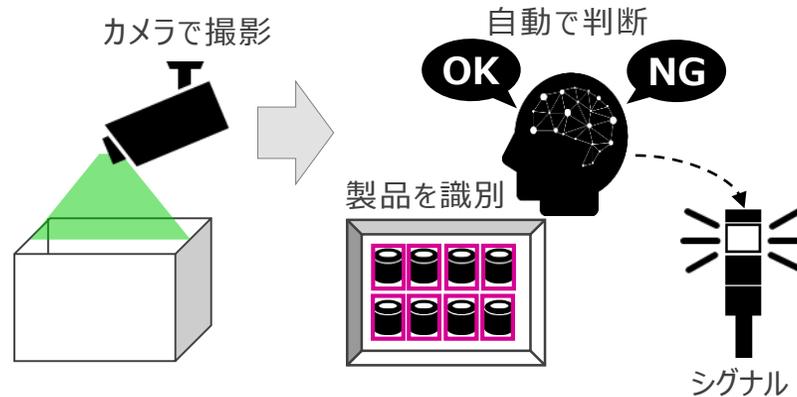
製造担当者：
目視でチェック
数量間違い、作業時間大

製造ライン：
トラブル確認後対応
原因調査困難

人による作業の限界

画像認識・AI技術で自動化

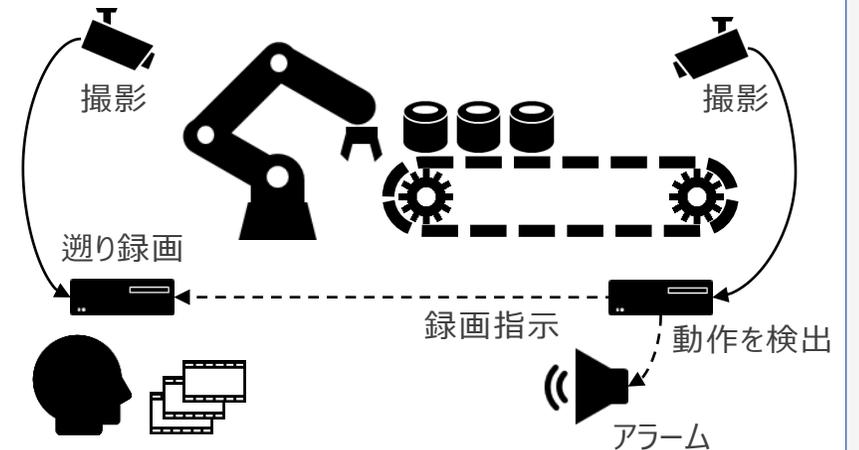
梱包数のカウント業務の自動化



梱包状態をカメラで撮影し、
AIで箱詰め状態が正常であることを確認
⇒ミス防止、作業時間短縮

AI導入で品質・作業効率向上

設備や製品の異常確認業務の自動化



カメラで製造ラインの状態変化を監視
⇒早期対応、トラブル要因の把握

画像認識による稼働監視・改善

単にデータを集めて『つなげる』だけでは、
思い描いていた経営価値を得ることは出来ません。

価値に『つながる』
データ収集、データ活用のポイントは、

統計モデル×物理モデル×運用