

業務シナリオセッションA

IVIシンポジウム2019-Spring

我々は大量なセンサとデータに埋もれていくのか？

2019年3月15日

# AIによる生産ラインの生産性向上/ 自動化進展と品質改善～検査工程Part2



市本 秀則 (マツダ)

吉岡 勝 (YKK)



高木 宏明 (三菱重工業)

中村 嘉克 (中村留精密工業)



瀬戸 大樹 (ニコン)

高木 忠雄 (ニコン)



久保田 進也 (シーイーシー)

徳丸 秀幸 (ウイルテック)

角谷 好彦 (富士ゼロックス)

小林 雄二 (AAC)

大石 和人 (日本電気)

増田 芳樹 (三菱電機)

森本 博幸 (マツダ)



ファシリテータ



エディター

# 1. 現状課題と目指す姿

## 1-1. 困りごとの構造

①困りごととチャート



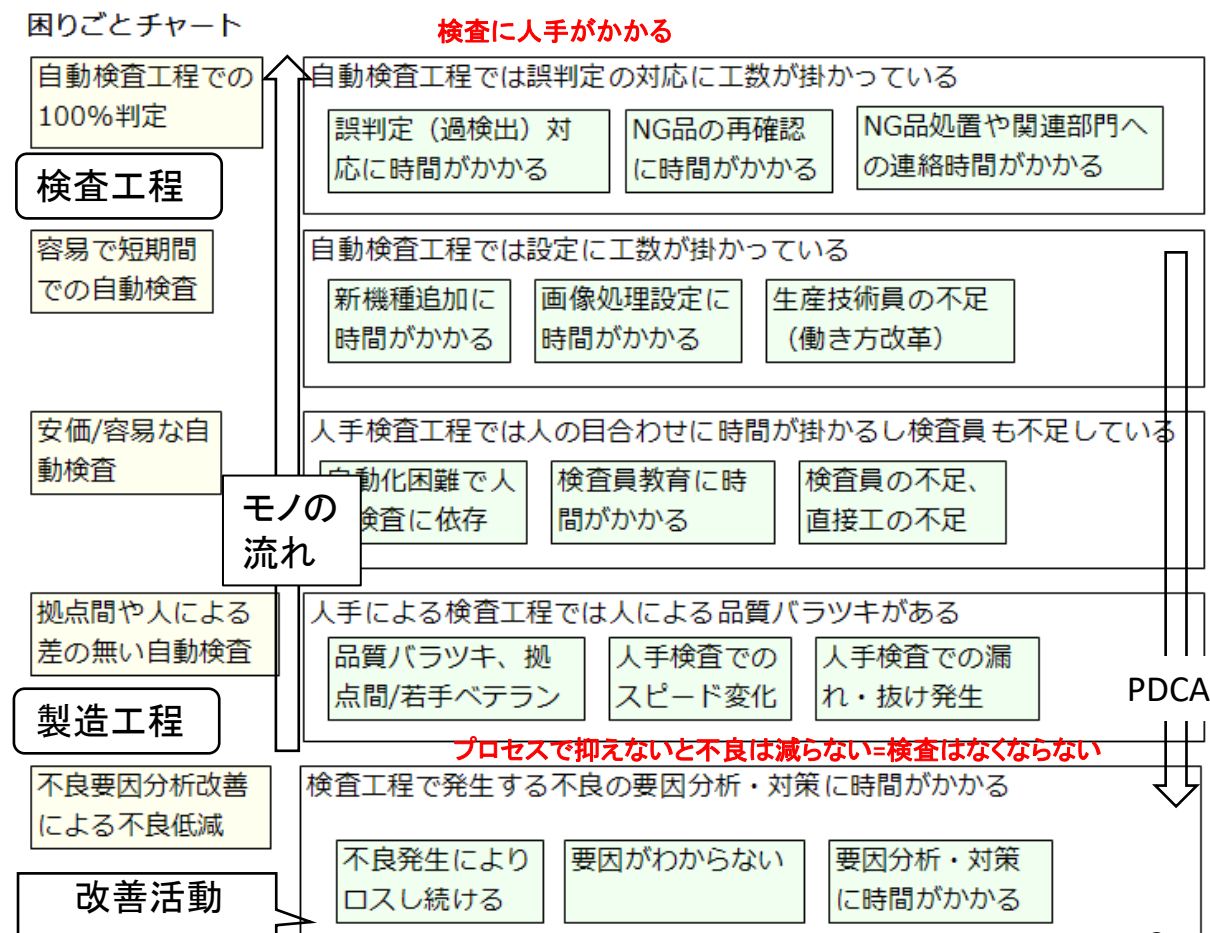
### 【テーマ】

- 自動化できていない工程や自動化したものの人が手をかけている工程が存在。
- 生産ラインをAIの活用で知能化していくことでそれらの課題を解決し、
- 生産性向上と自動化を進展させたい。

### 【困りごとの構造】

- 検査工程では、画像処理によって自動化していても、設定に時間がかかったり、誤判定したりと人手がかかっている。また、自動化できていないところでは、人の目合わせに時間が掛かったり、品質のバラツキが発生。
- 製造プロセスで要因がわからず、不良発生を完全に抑えきれず検査に依存。
- 結果と要因を紐づけた解析／要因の抑え込みが進んでいない。

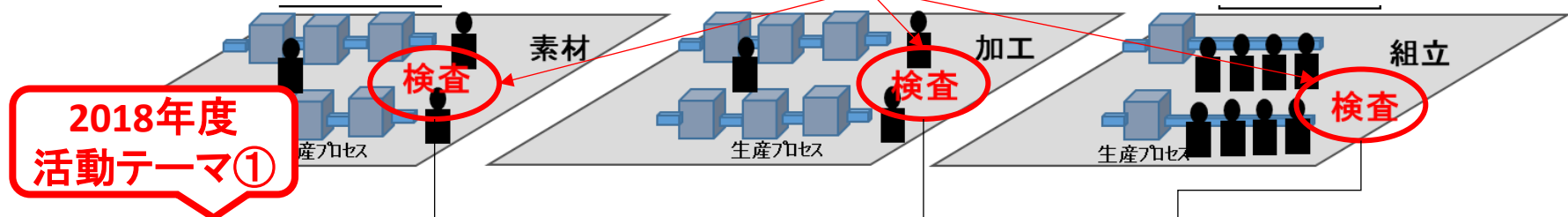
困りごととチャート



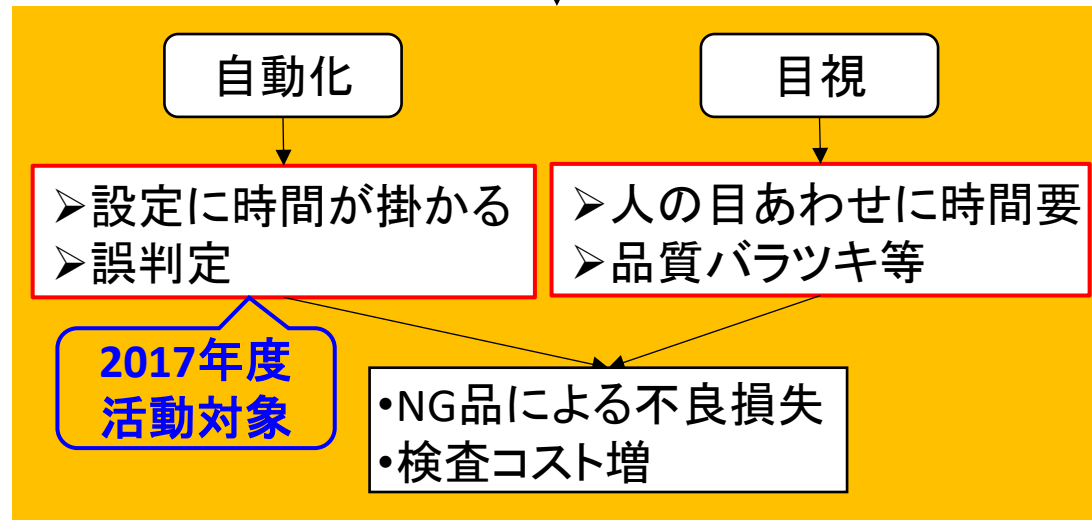
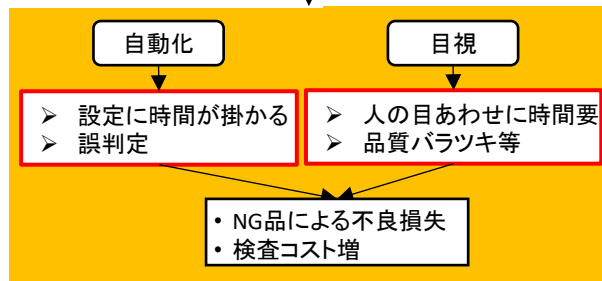
# 1. 現状課題と目指す姿

## 1-1. 補足) 困りごとの構造

▶ 製造プロセスで要因がわからず、不良発生を完全に抑えきれず検査に依存。



同じ問題が素材、加工にも存在する。



2018年度活動テーマ②

▶ 結果と要因を紐づけた解析／要因の抑え込みが進んでいない。

▶ 解析に時間が掛かる  
▶ 要因不明



# 1. 現状課題と目指す姿

## 1-2. 現状の業務 (AS-IS)

### ⑥ やり取りチャート



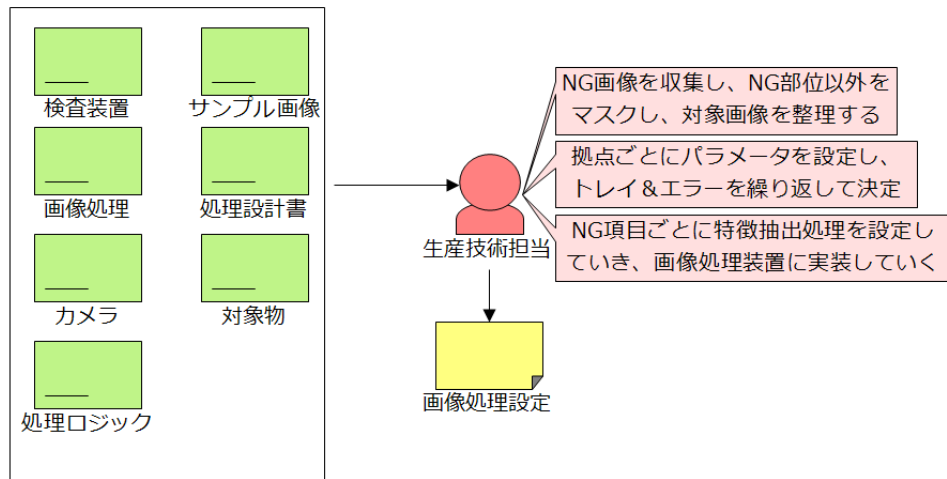
#### 設備 場面②

検査中、測定結果を確認し、  
指摘製品をラインアウト & 修正する  
検査結果で前工程の改善を行う

	量産準備	開始前～検査中 ～完了後
設備	設備 場面①	設備 場面②
人	人 場面①	人 場面②

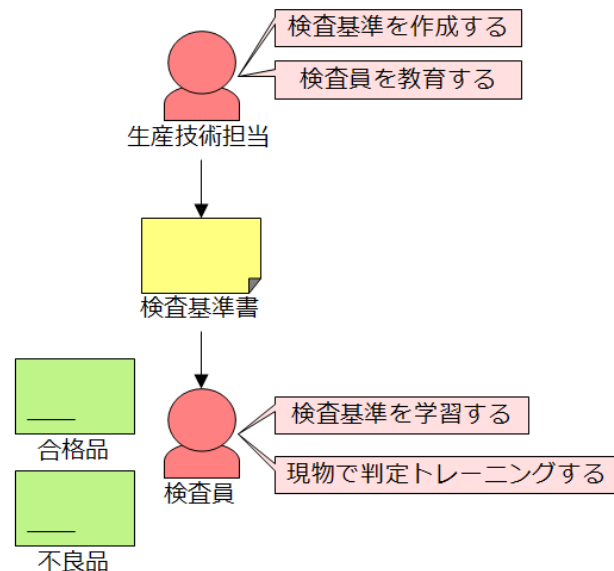
#### <②AS-IS\_量産中\_設備系>

①AS-IS\_量産前準備\_設備系



#### <②AS-IS\_量産中\_人間系>

②AS-IS\_量産前準備\_人間系



#### 困りごと

技術的問題

画像処理の判定率が悪く稼働率やサイクルタイムに影響が出るといった困りごとがある

汚れと欠陥の自動判断が難しい

改善が進まない

前工程の製造工程と紐をつけて分析し、要因を追究するのに時間がかかる。また、要因がわからない



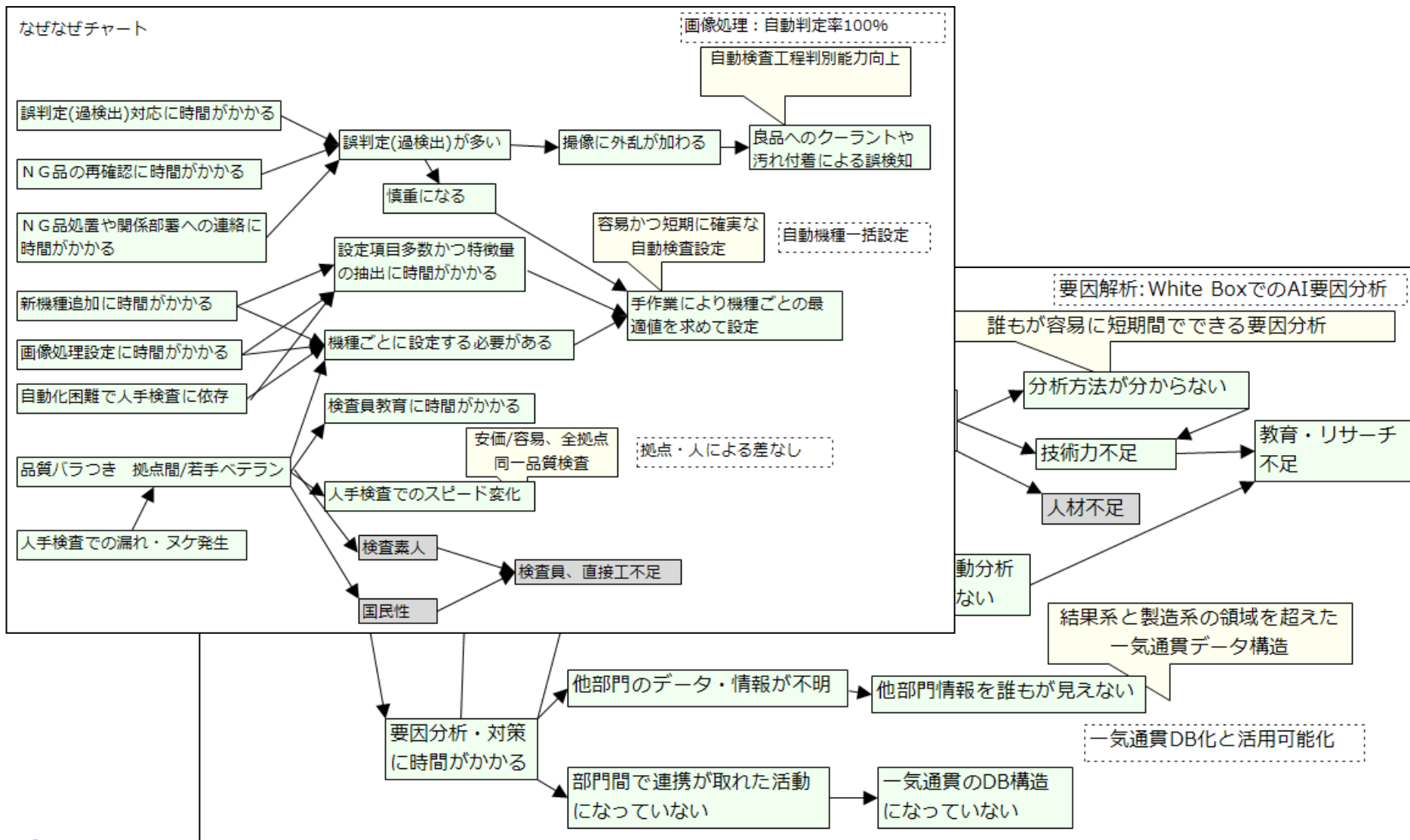
# 1. 現状課題と目指す姿

## 1-2. 目指す姿の検討

②なぜなぜチャート



### なぜなぜチャート(2枚)



# 1. 現状課題と目指す姿

## 1-3. あるべき姿／ありたい姿 (TO-BE)

### ⑥ やり取りチャート

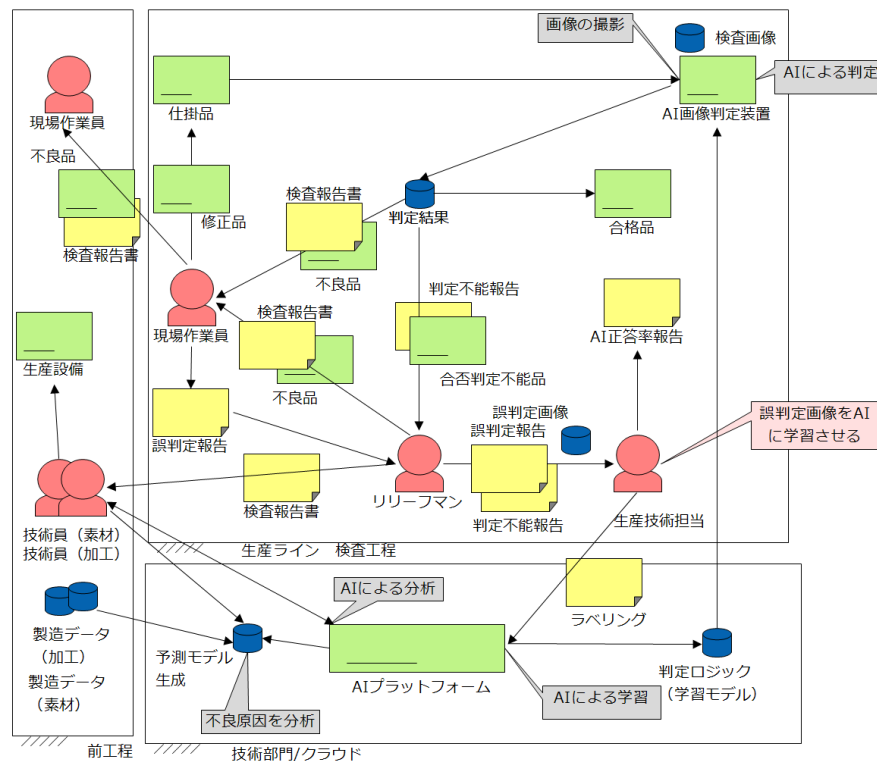
#### ・ 設備／人 場面②

AIによる判定率の向上と、  
誤判定情報の素早いフィードバックが可能となる  
前工程(製造工程)での不良の抑え込みができる

	量産準備	開始前～検査中 ～完了後
設備	設備 場面①	設備 場面②
人	人 場面①	人 場面②

<量産中>

TO-BE 量産中

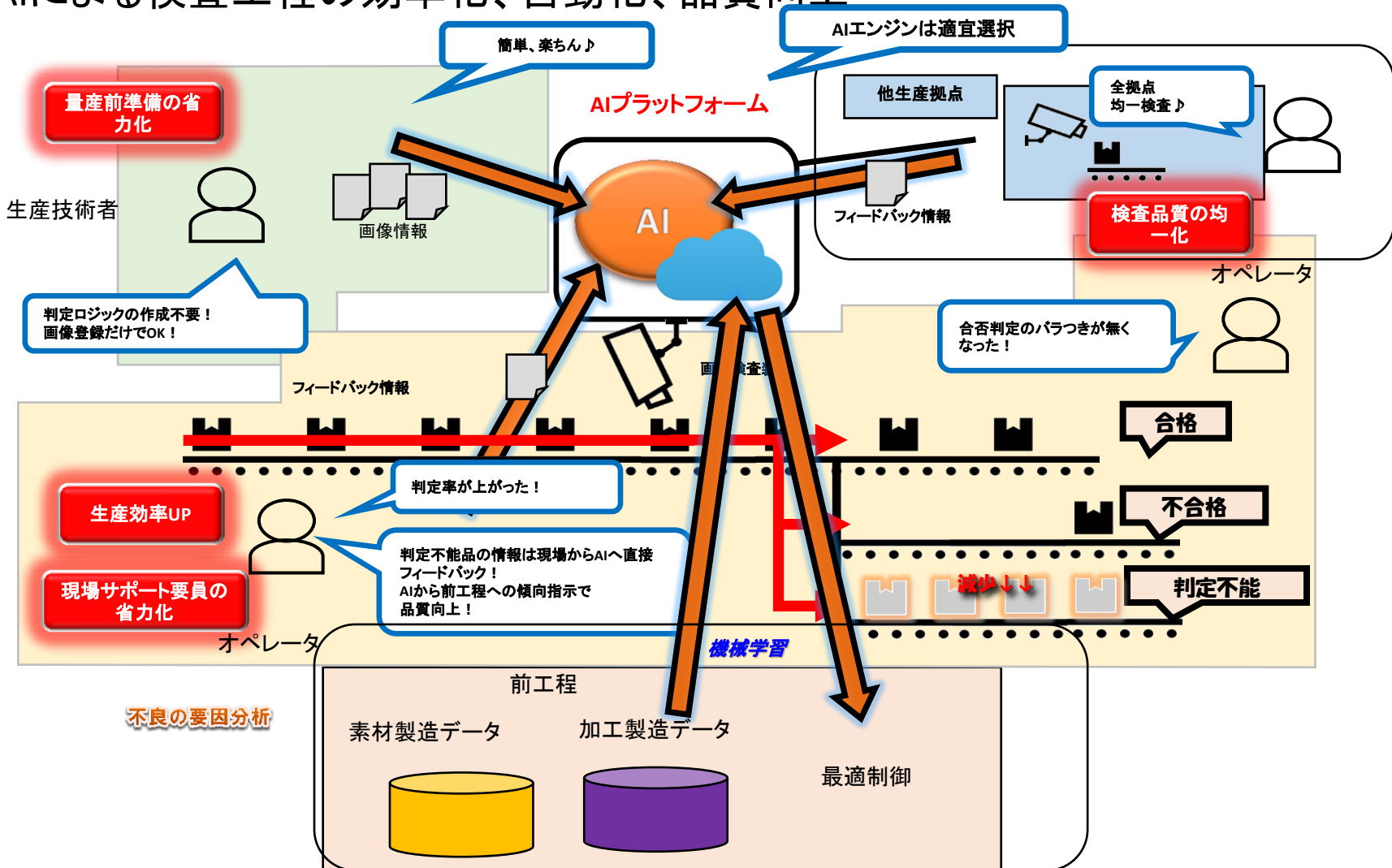


# 1. 現状課題と目指す姿

1-4. あるべき姿／ありたい姿(まとめ)

## 検査工程AI活用 STEP2 目指す姿

AIによる検査工程の効率化、自動化、品質向上



# 2. 実証実験シナリオ #1、#2

対象概要

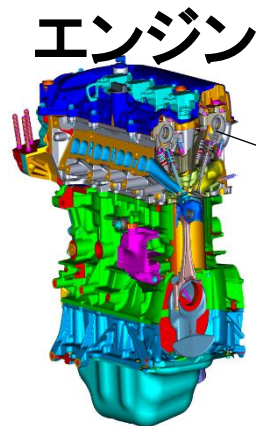
実証実験  
1

実証実験  
2

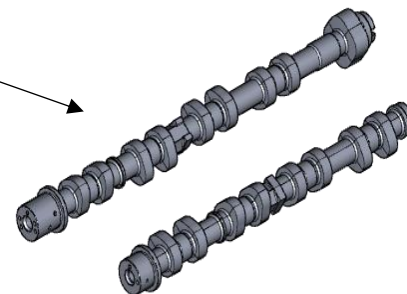


## ①対象部品

カムシャフト  
(鋳造部品)



エンジン



カムシャフト  
(CM)  
鋳造品

## ②対象工場／工程

マツダ株式会社 カムシャフト加工ライン 検査工程  
カムシャフト鋳造ライン 製造工程

実証実験  
1

実証実験#1 加工外観検査工程へのAI導入

鋳造ライン

熱処理

加工ライン

造型 → 注湯 → 冷却 → 仕上 → 検査

焼入 → 穴明 → 旋盤 → 研削 → 仕上 → 検査

製造工程

不良要因分析⇒改善業務

実証実験  
2

実証実験#2 不良要因分析へのAI導入





# 2. 実証実験シナリオ #1、#2

実証実験

1

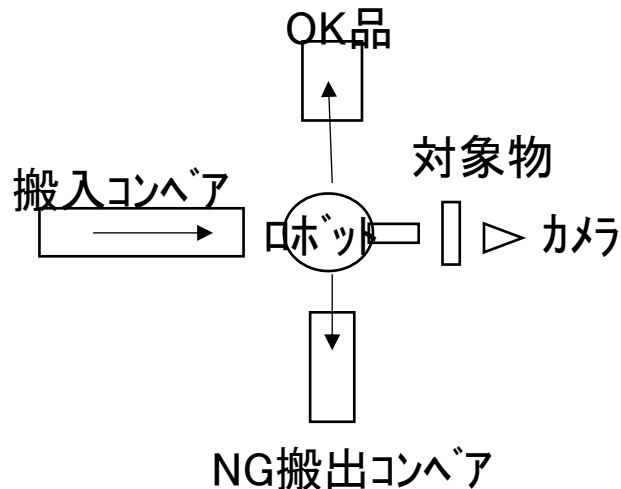
実証実験

2



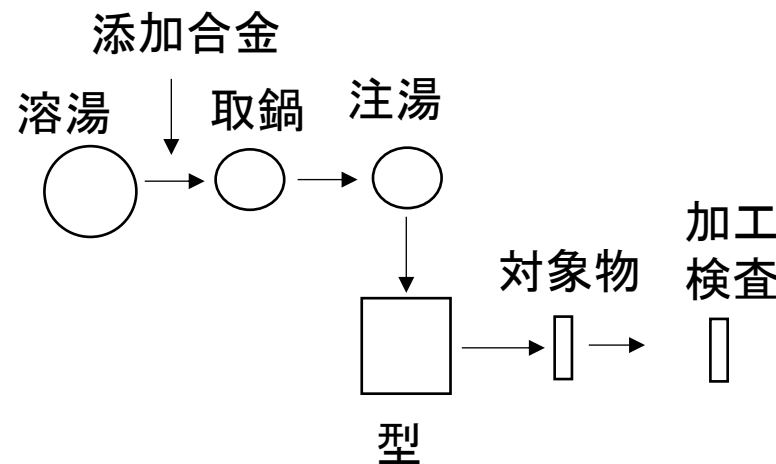
対象概要

## ● 加工外観検査設備



課題: 判定率100%未達成  
立ち上げ時の設定に時間がかかる

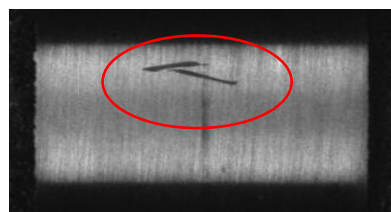
## ● 鋳造設備(関連分)



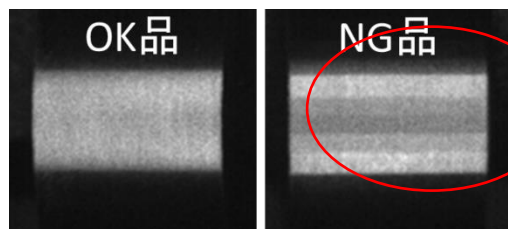
課題: 素材不良(巣)ゼロ化未達成  
分析に手間がかかる

## ● 加工外観自動検査結果

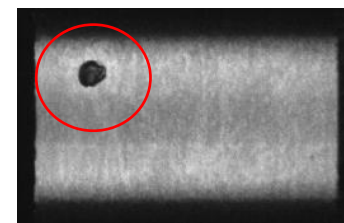
レスト痕(キズ)



ビビリ(形状不良)



素材不良(巣)



### 実証実験 #1 加工外観検査工程へのAI導入

## ● 狙い

- 生産ラインにおけるAI活用による不良低減・生産性向上
- 加工外観検査判定率の向上(100%)
- 新機種追加等の立上期間の短縮化
- 拠点間でのバラツキ・習熟差のレス化

## ● 概要

- 外観検査にAI(Deep Learning)を導入する。
- 教師有り学習(良品と不良品の両方を学習)と  
教師無し学習(良品のみの学習)の2手法を実施し、  
精度、汎用性を検証する



# 2-1. 実証実験シナリオ #1

実証実験

1



(2). 実証実験の手順・進め方

## オンラインデータ取得(11月1日~12月15日)

イーサネット

PC (サーバー)  
・種類毎 OK/NG ファイル

## Deep Learning学習(12月16日~28日)

PC (サーバー)  
・種類毎 OK/NG ファイル

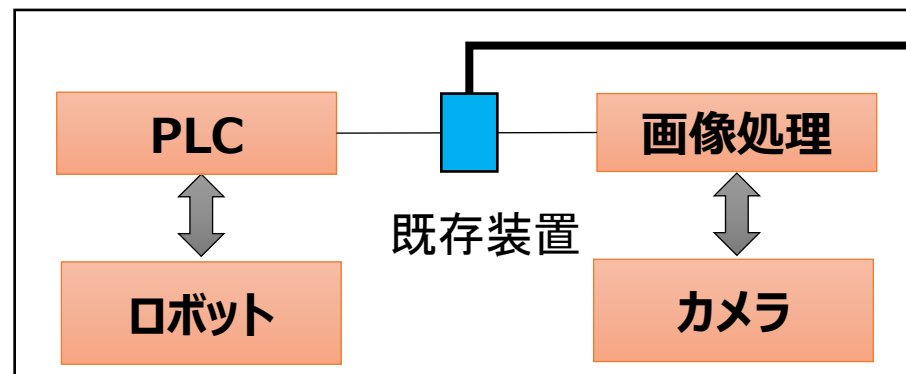
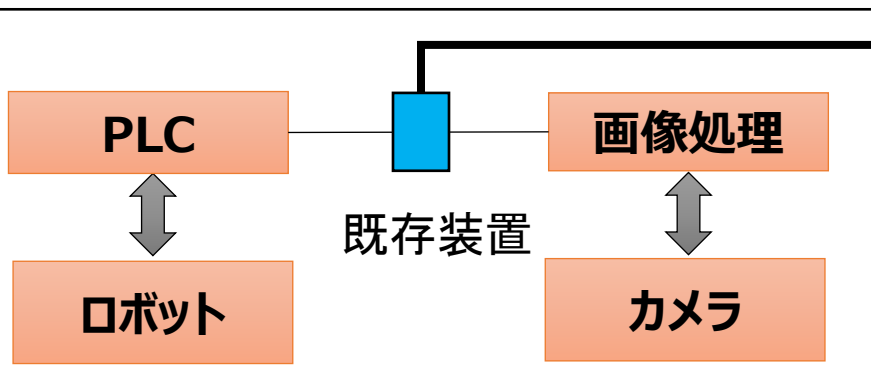
Deep Learning

## 実証実験Deep Learning判定(1月29日~)

イーサネット

PC (サーバー)

Deep Learning

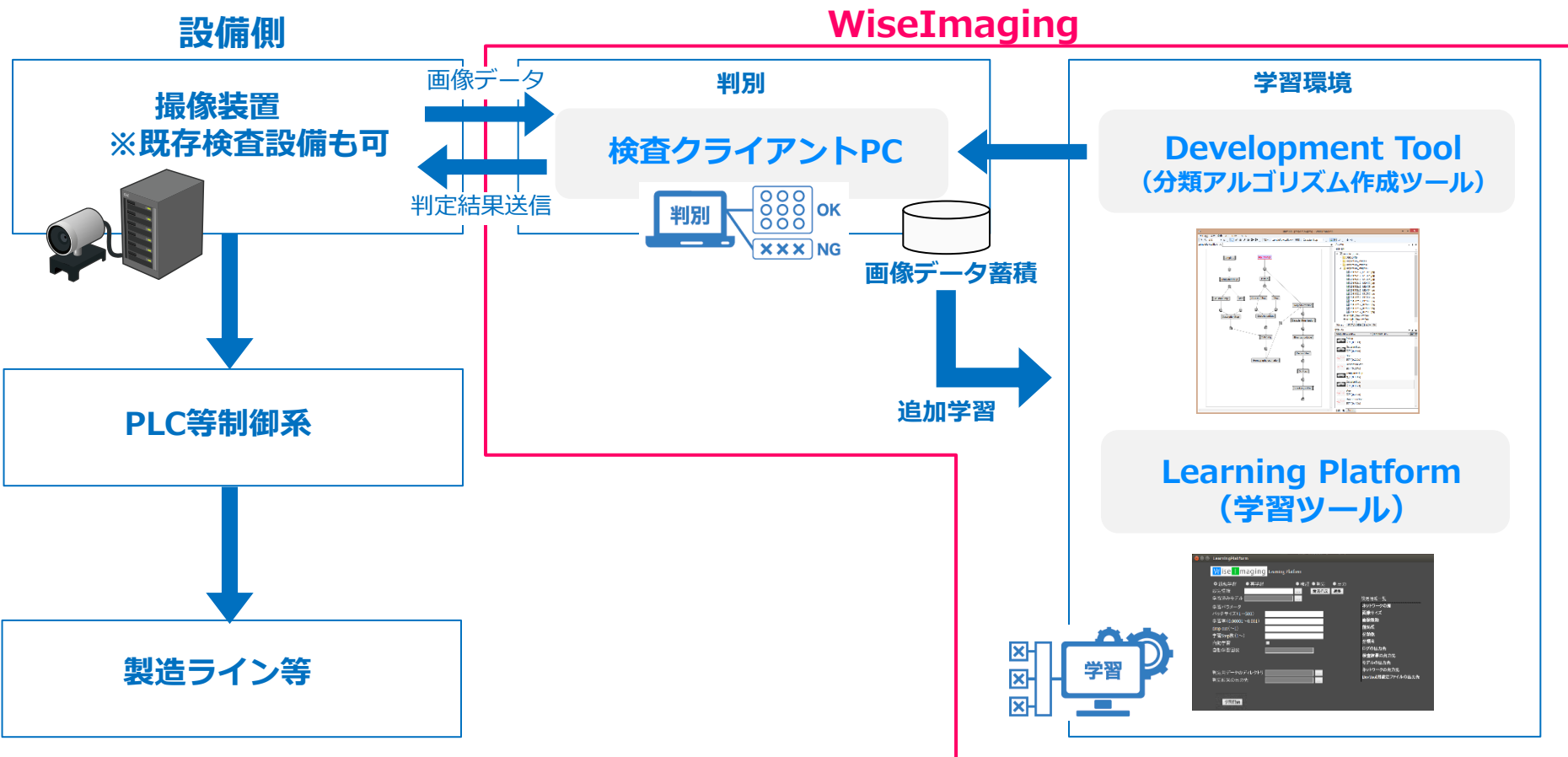


# 2-1. 実証実験シナリオ #1

## (3) システムの構成

実証実験

1



WiseImaging : 株式会社シーイーシーの製品



発表 ONLY

## (5) 検証の結果

### ● 学習データ収集

- ▶ カムシャフトの検査画像データ

画像データ件数: 合計5,667枚 (良品: 5,500枚 不良品: 167枚)

### ● 収集した画像データを以下の環境で学習

- ▶ Deep Learningを使用

教師有り学習...良品画像と不良品画像の両方を学習しクラス分類

教師無し学習...良品画像のみを学習し、学習した良品との差分(異常度)を用いて判定

### ● 学習条件

- ▶ 教師有り学習...不良品を、学習用50%・評価用50%に分割し、良品は不良品の3倍を上限に学習用、残りを評価用に分割し、学習を実施。
- ▶ 教師無し学習...良品を、学習用50%・評価用50%に分割し、学習を実施。  
不良品の検出率が100%になるように異常度の閾値を決定

### ● 学習アプローチ

- ①検査部位ごとの学習
- ②学習データ追加
- ③検査部位をまとめて学習



## ● 学習ケース

- Case1 (教師有り学習)を検査部位を個別で学習
- Case2 (教師有り学習)検査部位をまとめて学習
- Case3 (教師無し学習)検査部位をまとめて学習

## ● 学習結果

<Case1>

検査部位別

	1C	2C	2J	F
良品	98.7%	98.41%	100%	90.0%
不良品	100%	100%	100%	76.92%

<Case2>

検査部位まとめ

	トライ1	トライ2
良品	93.08%	79.52%
不良品	95.65%	100%

<Case3>

	精度
学習用_良品	86.57%
検証用_良品	85.87%
不良品	100%

※トライ2は

不良品データを追加学習



## ● 成果

### ➤ 教師有り学習

- ・検査部位を個別に学習したケースの方が精度高い
- ・検査部位をまとめて学習した場合でも学習データを増やし、不良品を100%検出可能だが、過検出は増加(20.48%)

### ➤ 教師無し学習

- ・良品と不良品の区別はある程度可能であるが、検査部位の形状等の良品内のばらつきを学習しきれていないため、過検出が多い(13.8%)

## ● 今後の課題

- 不良品が少ないため、データ増やして追加学習して過検出を少なくする
- 生成した学習モデルの汎用性を未知のデータを用いて検証する





# 2-2. 実証実験シナリオ #2

## (1) 実証実験の狙い

### 実証実験 #2 不良要因分析へのAI導入

#### ● 狙い

- 生産ラインにおけるAI活用による不良低減・生産性向上
- 不良発生削減(不良率の改善)、要因特定までの所要時間短縮
- 熟練者でなくても、不良要因の”アタリ”をつけられる可能性の検証  
(熟練者減少・労働者不足、技術伝承課題)
- 製造条件の見直し、設計の見直し等の「計画」「指示」へのフィードバック、及びそのPDCAサイクルの継続的な高度化、高速化の実現 など

#### ● 概要

- AIを用いてカムシャフトの品質不良の発生要因を分析し、不良(巣)発生の低減を目指しAIを用いて要因を推定する。
- さらに、推定した要因について、どのように調整すれば不良を減らせるのか、対策の方向性を立案する



## 2-2. 実証実験シナリオ #2

### (2) 実証実験の手順・進め方

## ● 分析対象データ収集 from トレサビシステム

- ※  
➤ 「**鋳造ライン**」実績データ 製造条件 計測・分析結果 など

- 分析データ件数 948,472 件 @6か月分

※結果に関わる製造工程(鋳造・熱処理・加工)全データを投入したが、今回は鋳造に絞る

## ● 収集したデータを以下の環境で分析

- 異種混合学習(「NEC the WISE」) + NEC Advanced Analytics Platform  
機械学習(WhiteBox型) 判別分析モデルを使用

## ● 分析条件

- 分析対象データを、学習用60%・評価用40%に分割し、分析を実施。合計、150パターン の分析を実施。5ケース × 30回

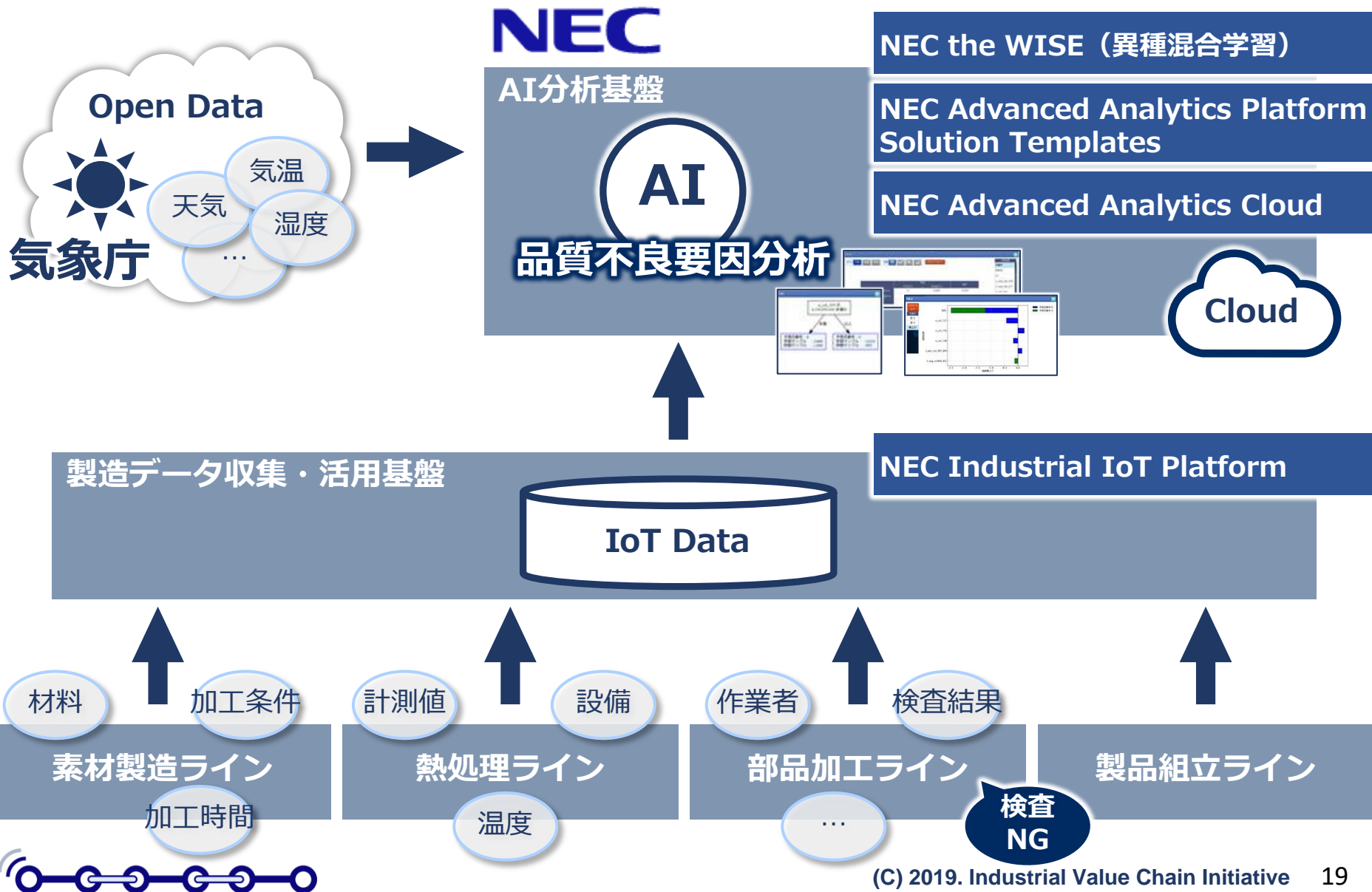
## ● 分析アプローチ

- ①サンプルデータ調整 ②データ項目追加
- ③オープンデータ追加 ④説明変数取捨選択



# 2-2. 実証実験シナリオ #2

## (3) システムの構成



## 2-2. 実証実験シナリオ #2

(4)動画

発表ONLY

### ● 分析概要

➤ 目的変数 鋳造巣

➤ 説明変数 24種類

(要因: チャージ、鋳込温度・時間、ショット高さ、成分、気象、etc)

### ● 分析結果

➤ 相関が強く見られた要素

• 正 (NG) の相関

✓ 要因 A など

• 負 (OK) の相関

✓ 要因 B

✓ 要因 C

✓ 要因 D

✓ 気象情報

など

要因 B

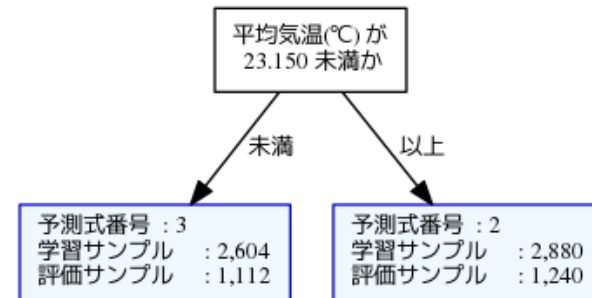
要因 C

要因 A

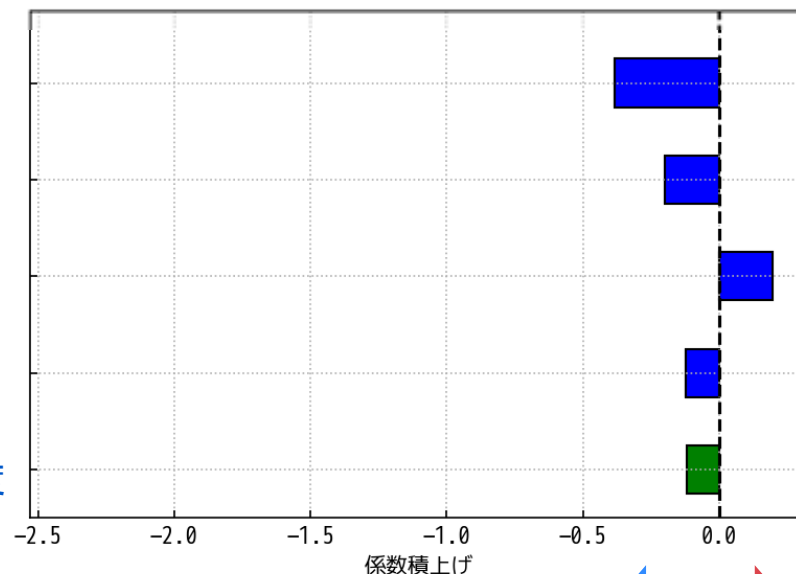
要因 D

気象情報 平均湿度

### 予測式の場合分け



### 分析に利用された影響因子の影響度



■ 予測式番号: 2  
■ 予測式番号: 3

← (OK) 負 → 正 (NG) →



### ● 分析結果まとめ

- 「要因A」「要因B」「平均湿度(広島市)」の各項目が、部品の品質に強く関連することが分かった。

### ● 対策の方向性立案(推定)

- 要因A をX未満 に調整 ⇒NG 約 13.8% 削減できる可能性
- 要因Bを Y以上 に調整 ⇒NG 約 9.6% 削減できる可能性
- 要因A・B を同時に上記に調整⇒NG約 21.8%削減できる可能性
- 平均湿度 が 56%以上 の場合、NG 約 6.9% 削減できる可能性



## ●成果

- AIによる分析により、有効な不良要因が示唆された。
- 短時間で不良要因の分析を実現できた。
- AIテンプレートで活動の継続が容易になる。

## ●今後の課題

- 対策の方向性に沿って検討を進め不良低減を進める。
- 活用目的に適したデータ収集が重要
- 活用する目的に適した粒度、精度でのデータ取得・収集を実現することで、必要な精度での分析が可能になる。



### 3. 終わりに

- ・ 日本電気株式会社 (NEC)
  - 井口 様
  - 小宮山 様
- ・ NECソリューションイノベータ
  - 井上 様
  - 小澤 様
- ・ 株式会社シーイーシー
  - 大和田様

### メンバーより一言

- ・ 検査ロボットの動きは芸術でした。次はAIでロボットの動作を学習させたいです。
- ・ これからもより良い精度で過検出の少ない学習手法を研究していきます。
- ・ Deep Learning、異種混合学習、大変勉強になりました。ありがとうございました！
- ・ 次年度は広島会場でのWGも開催される計画です。広島にも是非お越しください！！！！

