

AIを用いた画像処理技術で 製造現場における目視検査を省人化

株式会社ケーヒン
バイスリープロジェクト株式会社

アジェンダ

- 現状の課題
- 課題解決方法
- システムの概要(全体)
- 画像収集システム
- 学習モデル
- 評価システム(手動)
- 再学習
- 評価システム(自動)
- まとめ

現状の課題

自動車向け製品の検査工程



[検査方法]

目視検査

[検査数]

2000~4000個/日

不良：30~50個/日

[検査時間]

3~5秒/個

現状の課題

製品不良例：ターミナル寸法異常

OK

隙間無し

NG

隙間大

- ・ 検査対象箇所：1ワークにつき複数
- ・ 不良種別：4種類

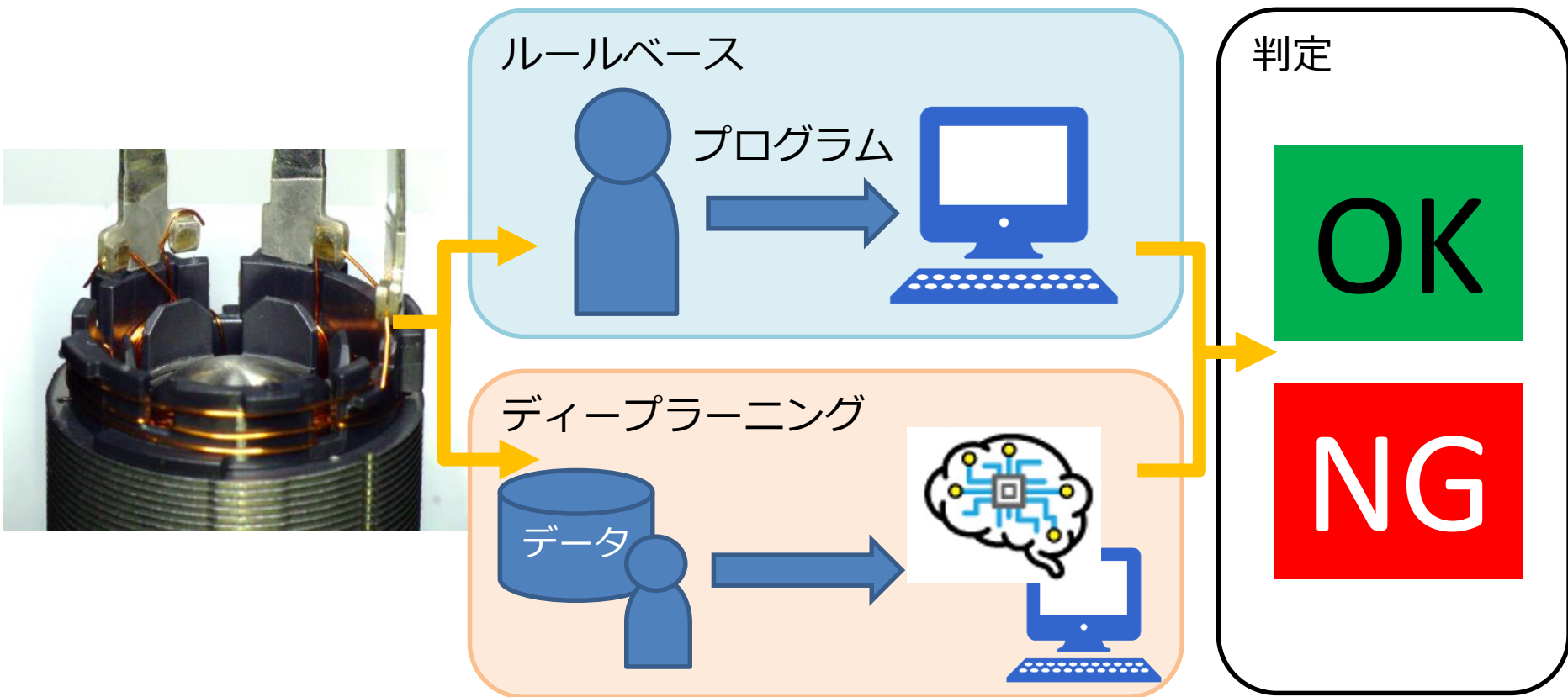
現状の課題

課題

- モニターを凝視するため、目が疲れる
- 作業の習熟を図らないと、作業効率が早くならない
- 体調による作業効率の変化がある
- 目視のみのため、不良を見逃してしまう可能性がある
- 作業者基準の判断となるため、良品/不良品の区別が困難な場合がある

課題解決方法

画像処理による良否判定

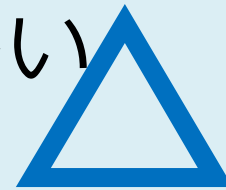


課題解決方法

画像処理による自不判定

ルールベース

- ・ 検査対象箇所が多い
- ・ 不良種別が多い
- ・ 不良の定量化が難しい
- ・ 不良箇所の特徴抽出が難しい

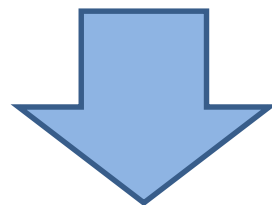
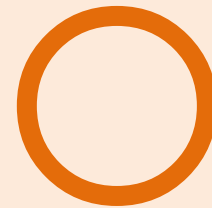


課題解決方法

画像処理による自不判定

ディープラーニング

- ・ 複雑な欠陥でも対応可
- ・ H/W性能向上により高速化
- ・ 品質の安定化



Cognex社 Vision Pro ViDiを採用

システムの概要(全体)



システムの概要(全体)



- 学習用画像を収集
 - 治具の製作
 - アプリケーションの開発
- 現場への設置と運用
- 画像の整理(不良画像の抽出と分類)

システムの概要(全体)



1. 画像の取込
2. アノテーション
3. パラメータ調整
4. 学習
5. 評価

システムの概要(全体)



- 目視検査とディープラーニングによる判定の違いを評価
 - 治具の製作（手直し）
 - アプリケーションの開発
- 誤判定している画像を収集

システムの概要(全体)



- ・ 過検出、見逃しワークの再学習
- ・ 再構築した学習モデルの再評価

※作業は「学習モデル作成」と同様

システムの概要(全体)

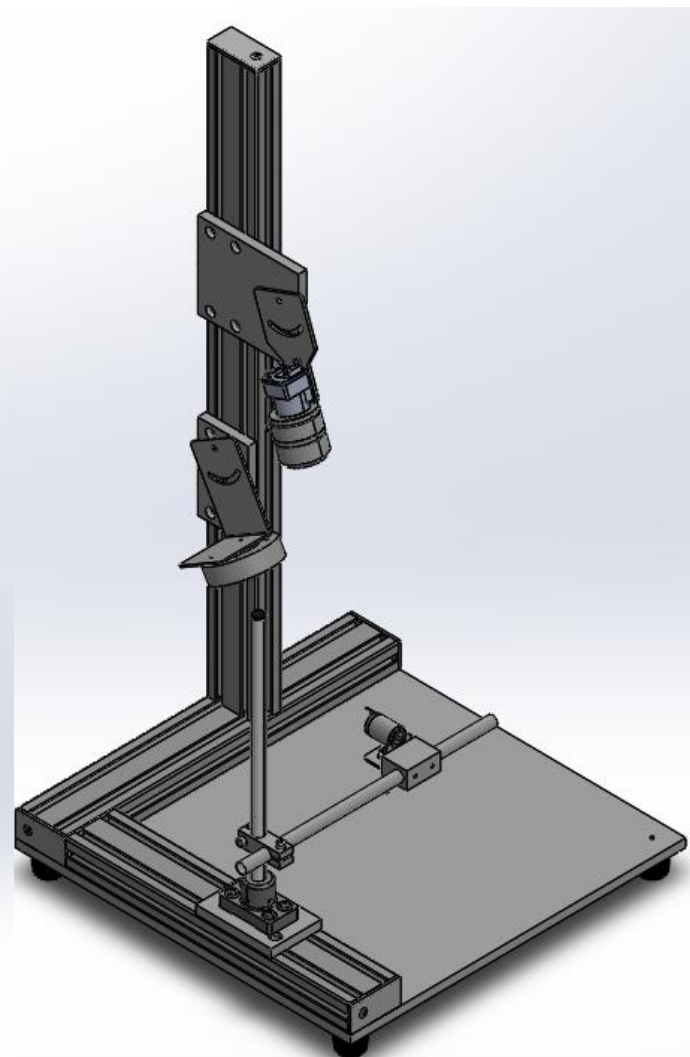
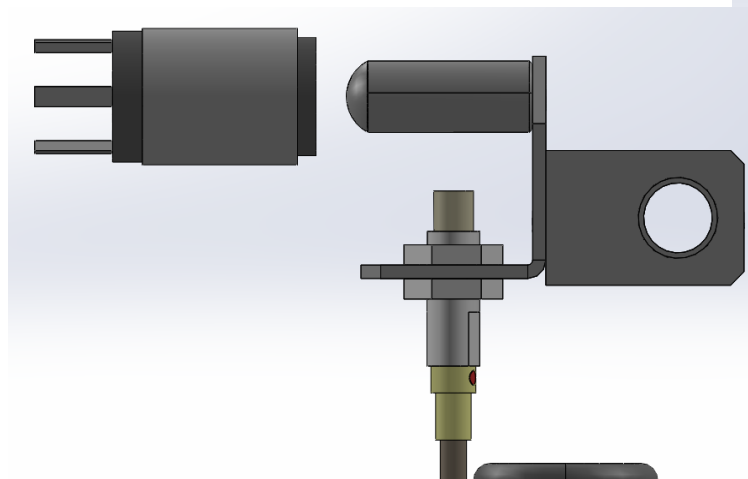


- 構築した学習モデルで良否判定
- システムの自動化(省人化)

画像収集システム構築

治具

- カメラ+レンズ、照明(位置、角度調整可)
- ワーク検出センサー
- 不良品検出センサー



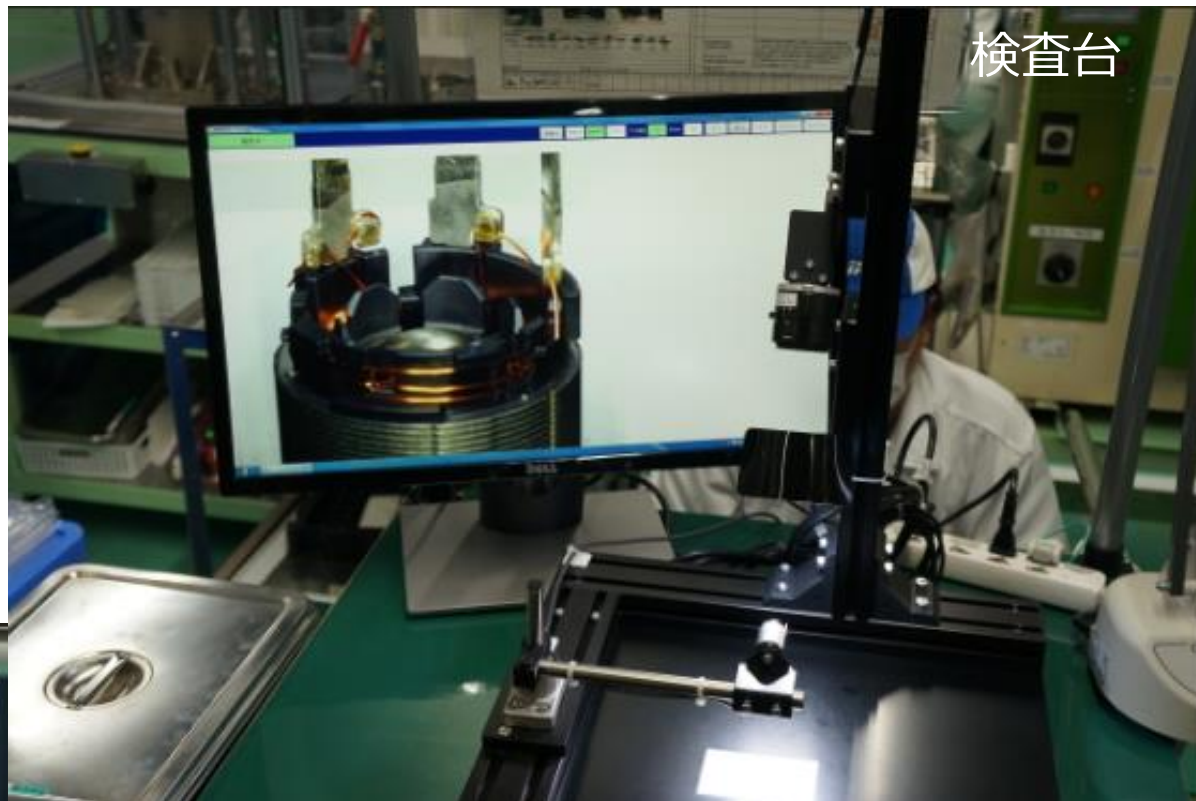
画像収集システム構築

アプリケーション(機能)

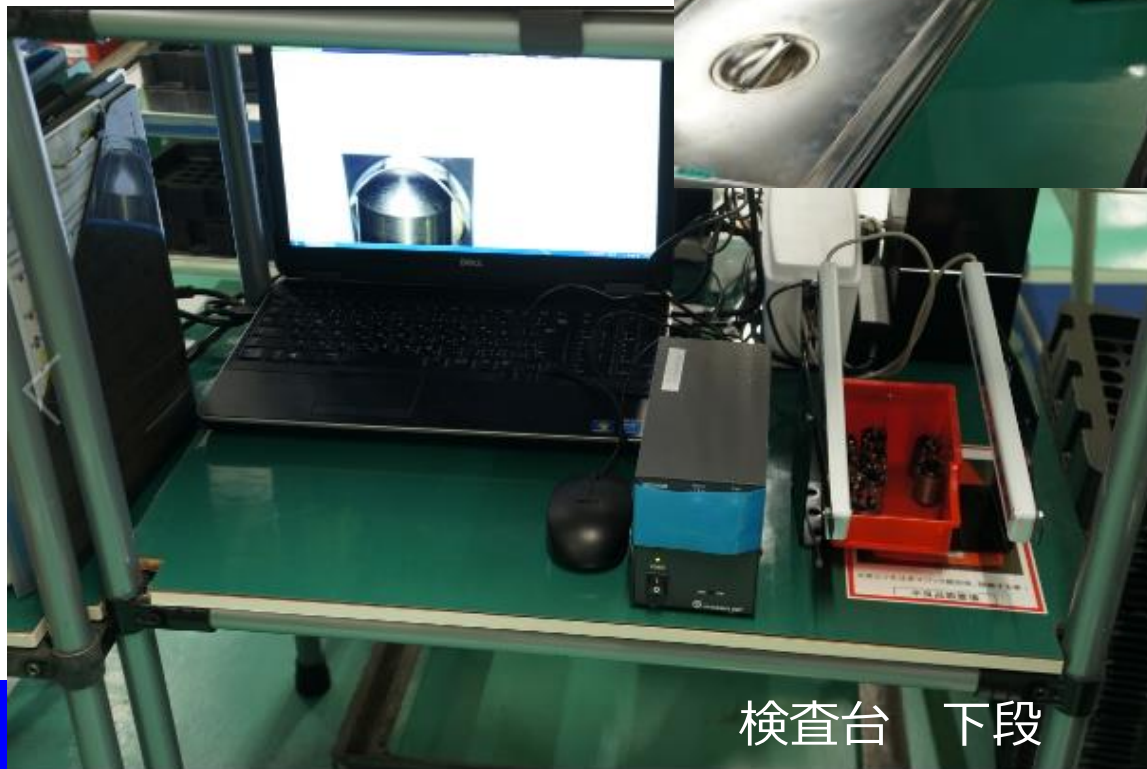
- ライブ撮影
- 画像保存
- カメラ調整



検査台



<設置後の実際の写真>



検査台 下段

結果 -画像収集システム-

- 5日間稼働
- 24万枚/日、計145万枚の画像を収集
- 製品数：2.2万個、内不良数：213個

課題 -画像収集システム-

現行システムとの違い（実際の作業者の方の声）

- 見えにくい箇所が発生する
(今までと見え方が異なる)
- 具体的には、渡り線にピントがっていないため見づらい
- シャフトが邪魔で、作業性が悪い

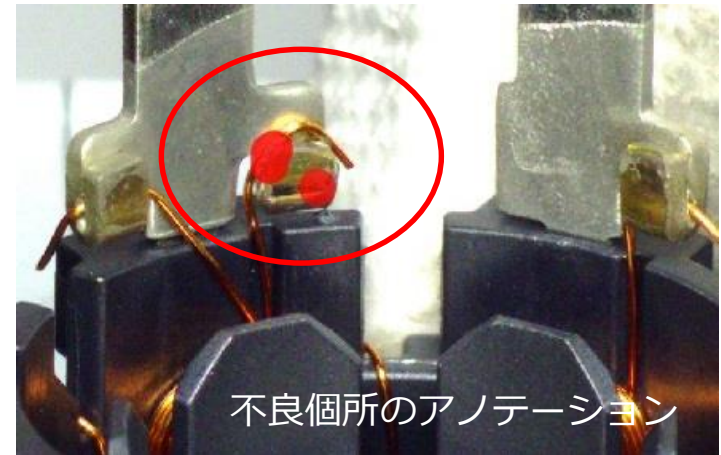
学習モデル作成

教師なし学習

- 良品画像のみ使用
- 使用した画像
 - 良品 : 5ワーク分、350枚

教師あり学習

- 良品 & 不良品画像を使用
- 使用した画像
 - 良品 : 10ワーク分、388枚
 - 不良品 : 32ワーク分、223枚
- 不良個所を1つ1つアノテーション
- 端子毎、不良種別毎にアノテーションが必要

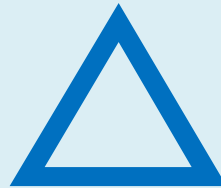


不良個所のアノテーション

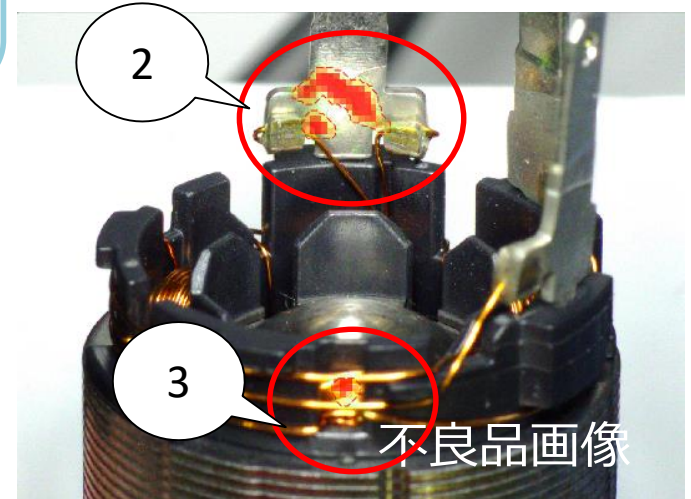
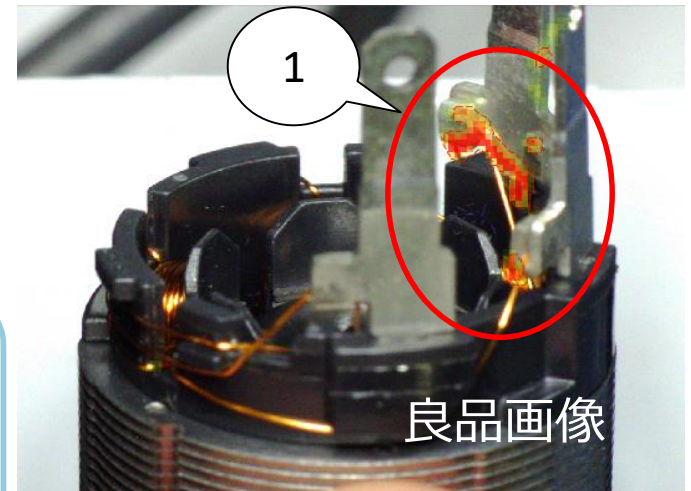
結果 -学習モデル-

教師なし学習

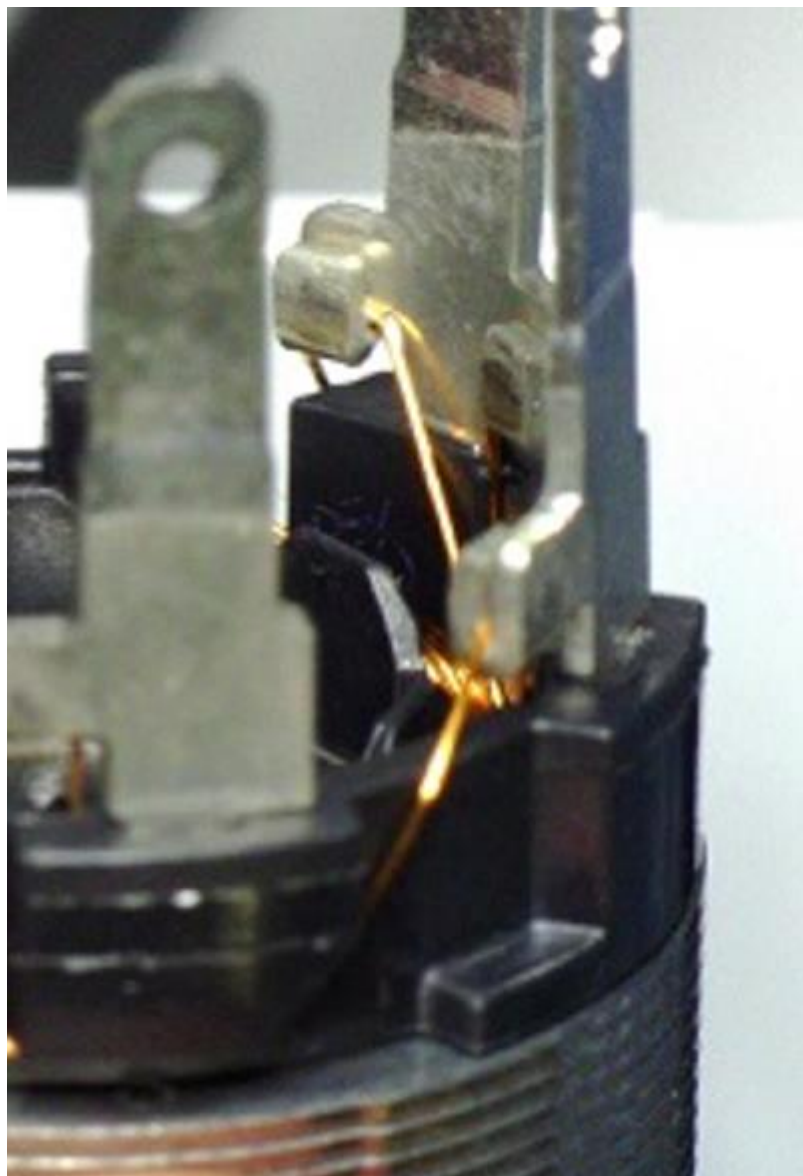
- 誤判定が多い
- 教師なし学習では難しい



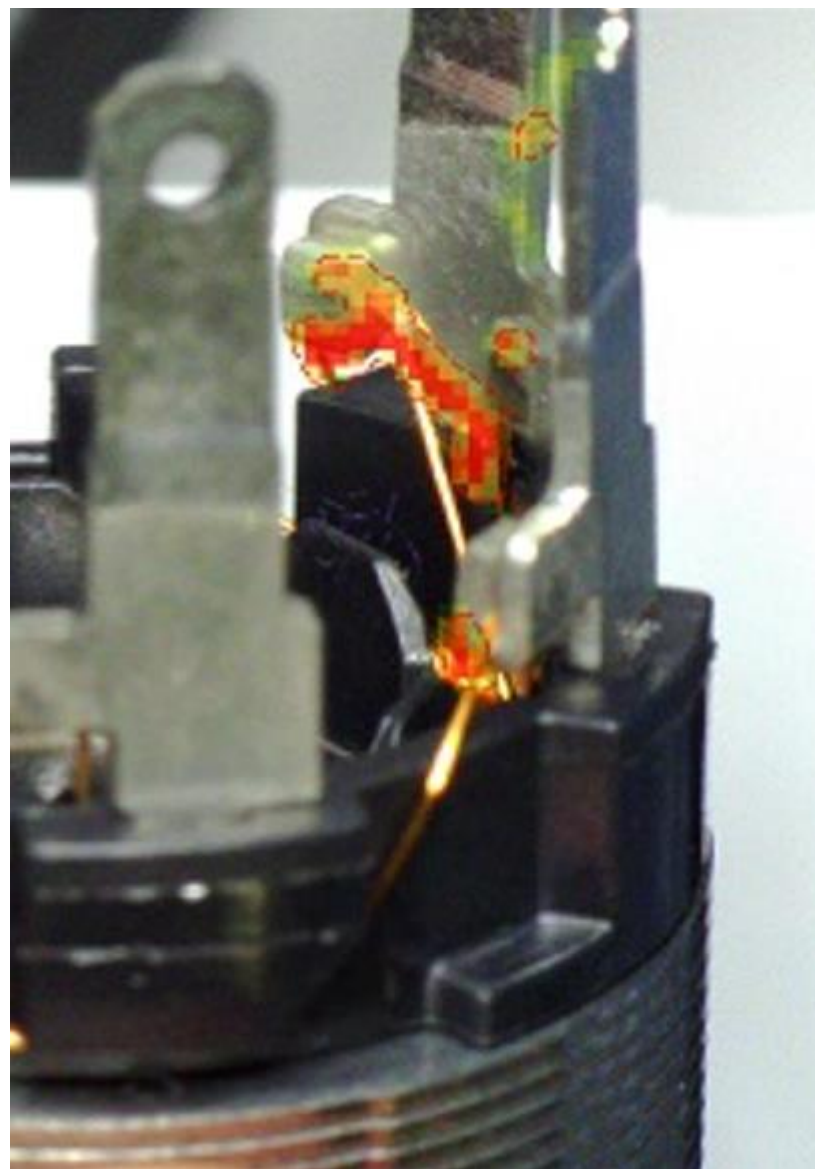
- ① 正常端子を不良と判定
- ② 銅線部分を不良と判定
- ③ 不良個所の見逃し



<元画像>



<元画像 + ヒートマップ画像>



結果 -学習モデル-

教師あり学習

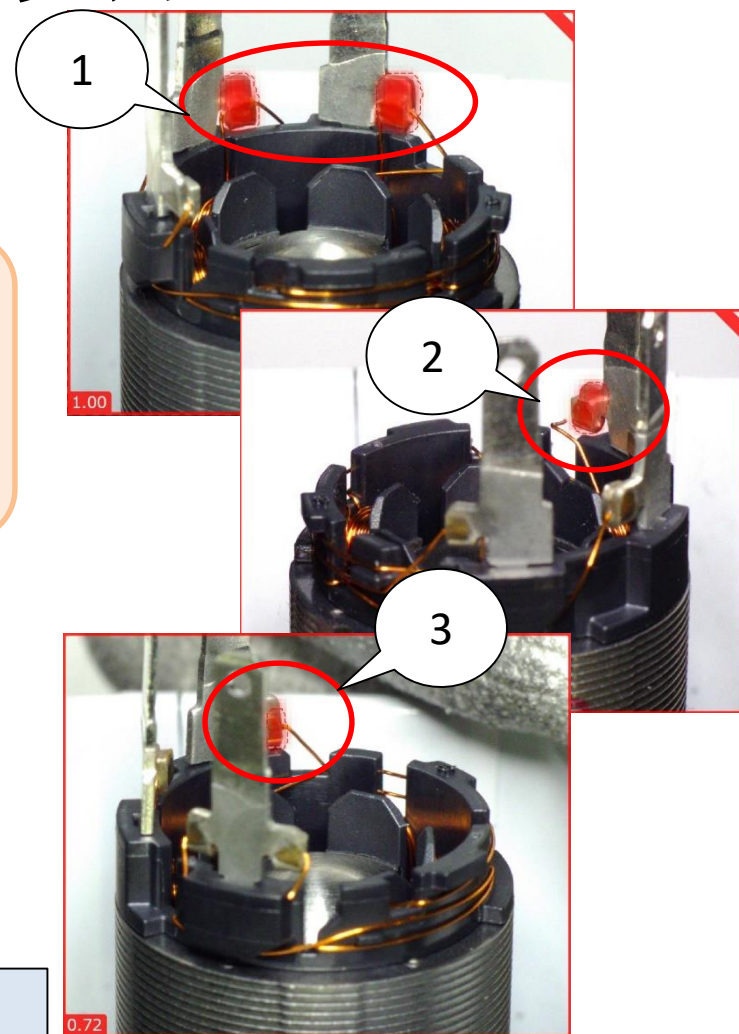
- 少ない画像枚数
- 精度の高い判定が可能

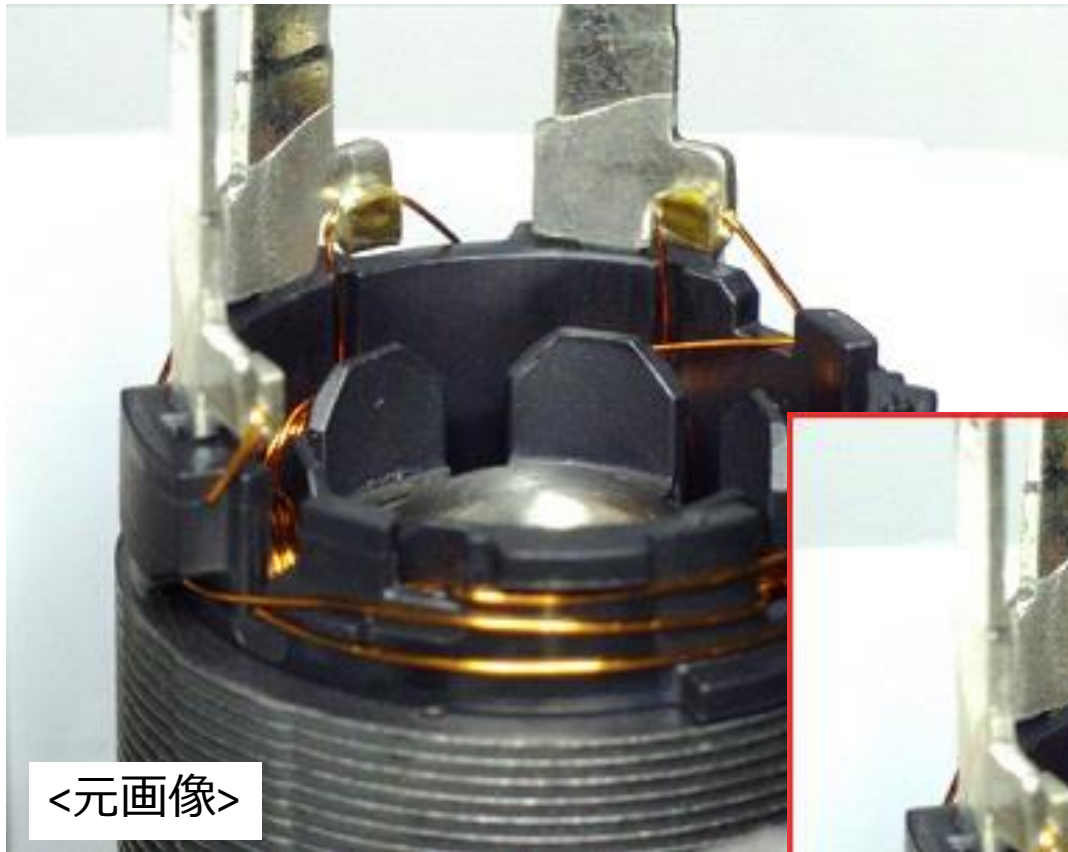


- ① 不良個所を精度良く判定
- ② 回転角度によらず判定可能
- ③ 一部分が隠れても判定可能

※学習時間：10分

CPU: Core i7-6700, Memory: 16GB,
グラフィックボード: NVIDIA GeForce GTX1080



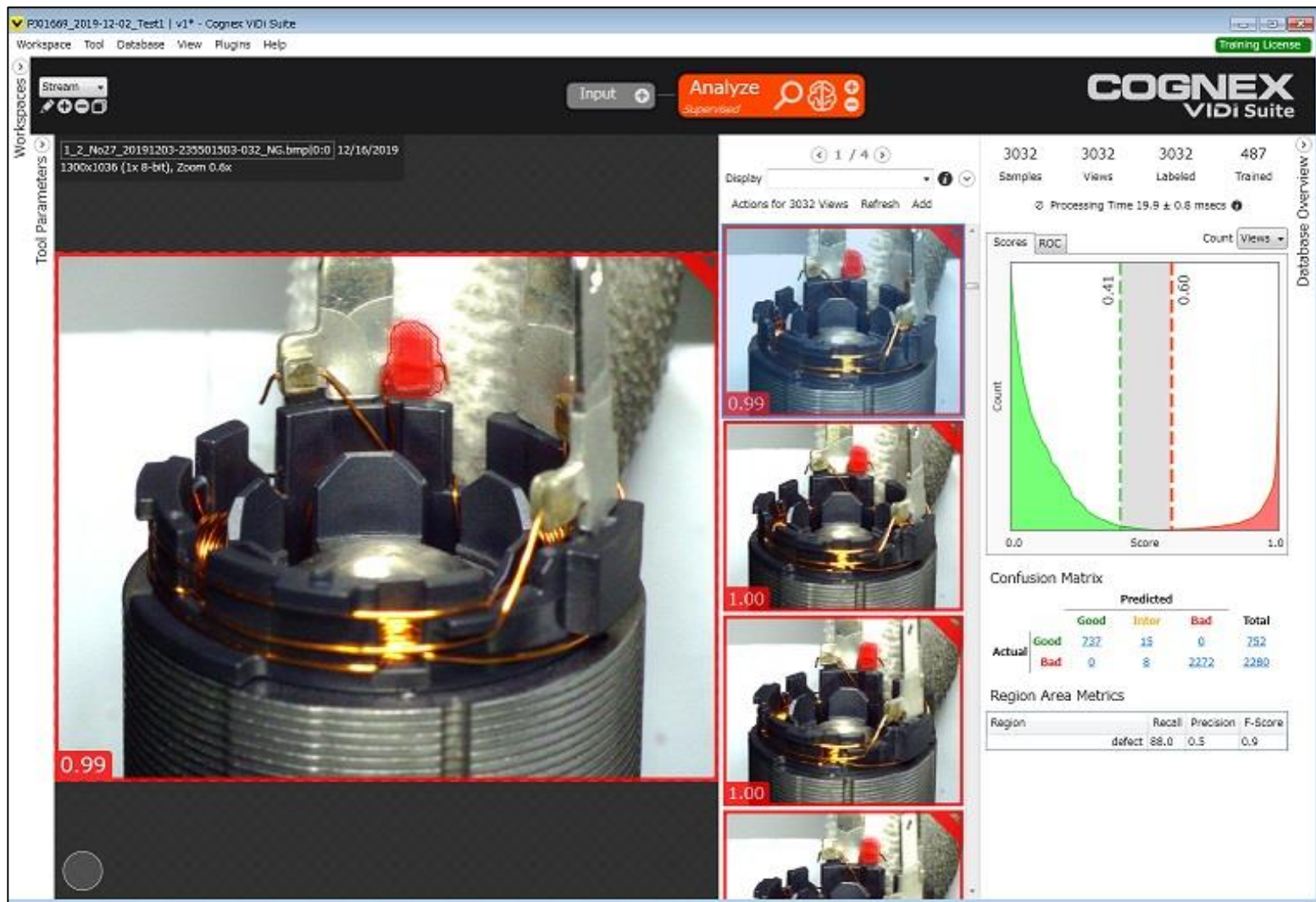


<元画像>



<元画像 + ヒートマップ画像>

結果 - 学習モデル -



課題 -学習モデル-

- 誤判定(過検出)をする
- 判別不可な不良種別がある(見逃し)
 - 画像収集できなかつた不良種別あり
 - 不良種別毎の画像が必要
 - 端子毎の不良画像が必要



評価システム(手動)

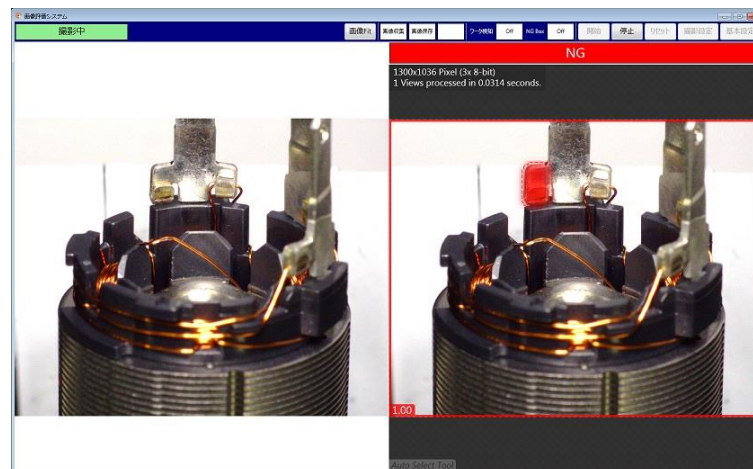
機能

- 目視検査を行いつつ、ディープラーニングによる判定も表示
- 誤判定している画像を収集（再学習用）

治具

- 画像収集システムの
フィードバックを適用

アプリケーション



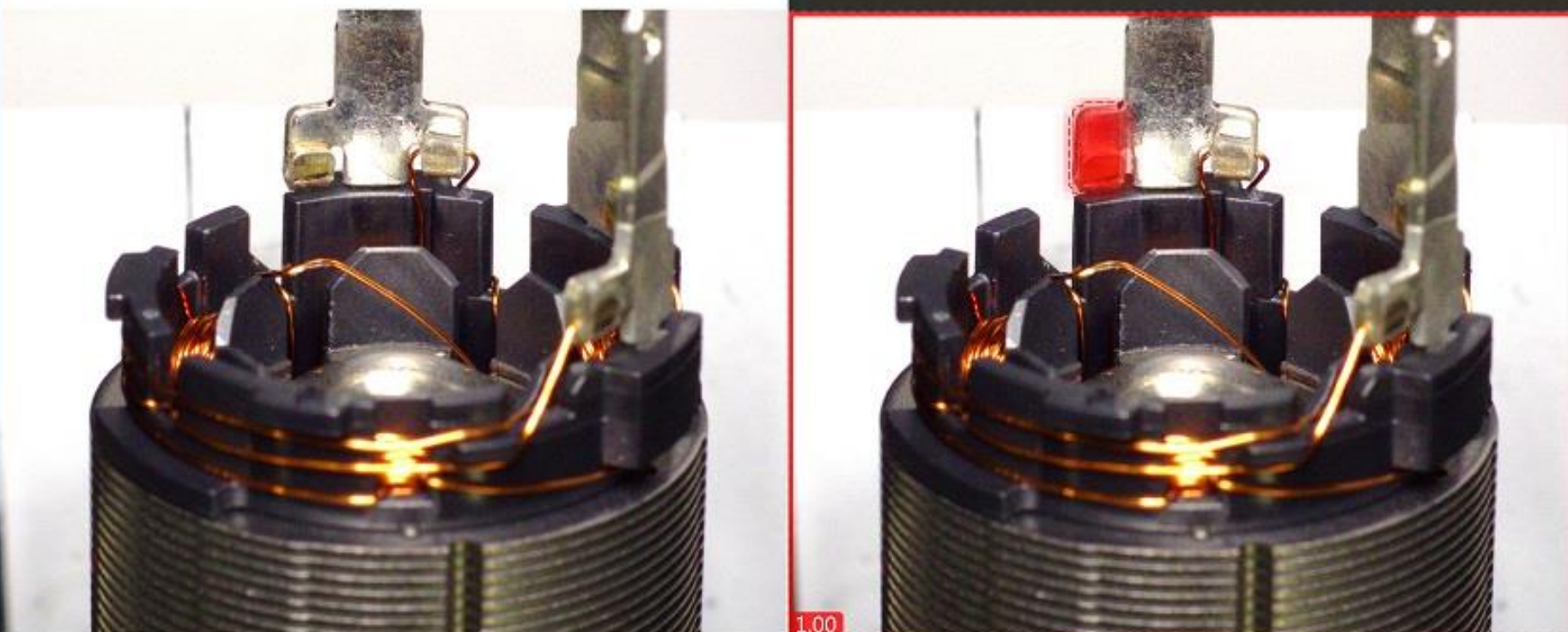
画像評価システム

撮影中

画像Fit 画像収集 画像保存 ワーク検知 Off NG検出 Off 開始 停止 リセット 撮影設定 基本設定

NG

1300x1036 Pixel (3x 8-bit)
1 Views processed in 0.0314 seconds.



1.00

Auto Select Tool

The image shows a software interface for visual inspection. It features a top menu bar with various control buttons. The main area is split into two panels. The left panel shows a reference image of a mechanical assembly with a copper wire. The right panel shows the same assembly but with a red highlight on a specific part, indicating a defect (NG). The right panel also displays technical specifications and processing time. A scale indicator '1.00' and 'Auto Select Tool' are visible at the bottom of the right panel.

結果 -評価システム(手動)-

- 6日間稼働
- 計70万枚の画像を収集
- 製品数：2.4万個、内不良数：104個

結果 -評価システム(手動)-

■ ディープラーニング判定結果

- ・ 目視検査OKワークの誤判定率（過検出）：67.3%

※目視検査OKでディープラーニング判定がNG または Gray（判定つかず）のもの

- ・ 目視検査NGワークの誤判定率（見逃し）：2.9%

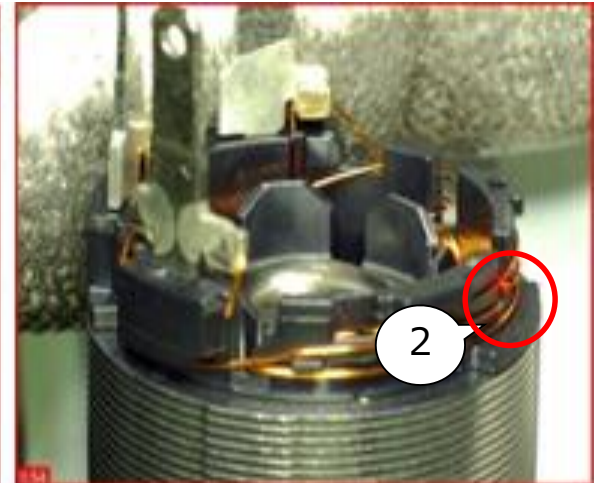
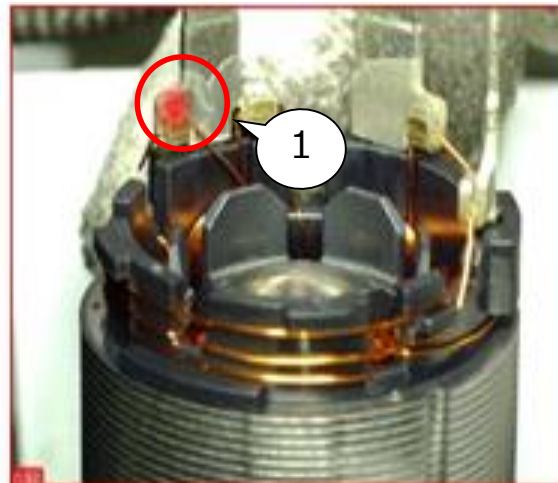
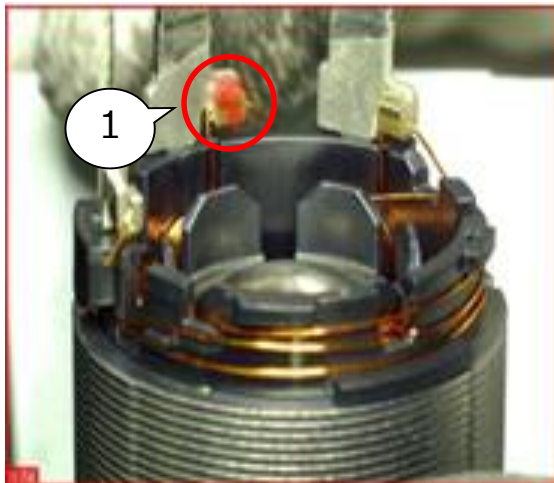
※目視検査NGでディープラーニング判定がOK または Gray（判定つかず）のもの

結果 -評価システム(手動)-

過検出

原因は主に以下の2点。

- ① 各端子の過検出
- ② 端子以外の箇所を検出 (銅線や手など)

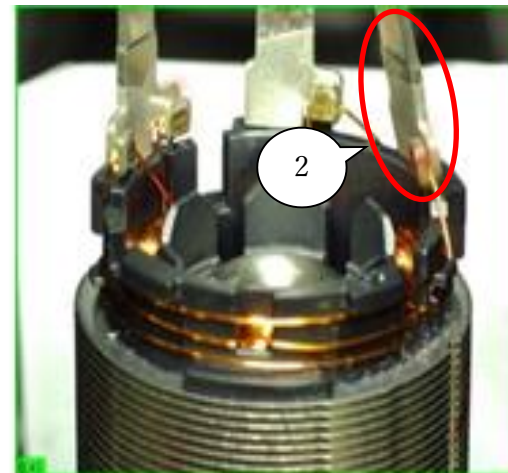
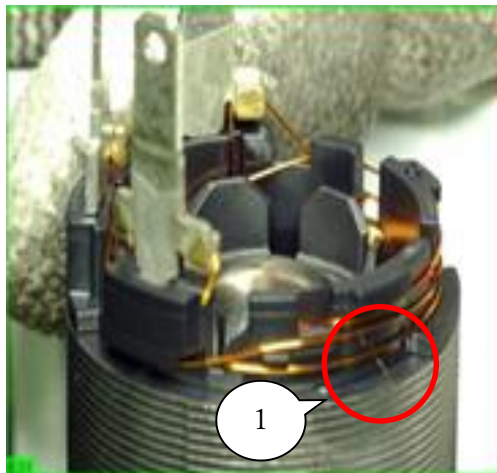


結果 -評価システム(手動)-

見逃し

原因は主に以下の2点でいずれも学習対象外の異常種別だった。

- ① 異物付着
- ② ターミナル曲がり



課題 -評価システム(手動)-

- 画像収集システム(治具)の残課題
→本システム導入時までには課題解決を図る
- OK品の誤判定
→学習モデルの再構築

学習モデル再構築

概要

- 目視検査OK判定のワークをディープラーニング判定でNG判定する誤判定が多く発生
- 評価システムで収集した画像を用いて判定結果の精度向上を図る

学習モデル再構築

使用画像

- 良品 : 80ワーク分、500枚
- 不良品 : 41ワーク分、180枚

1回目学習モデル作成時との比較

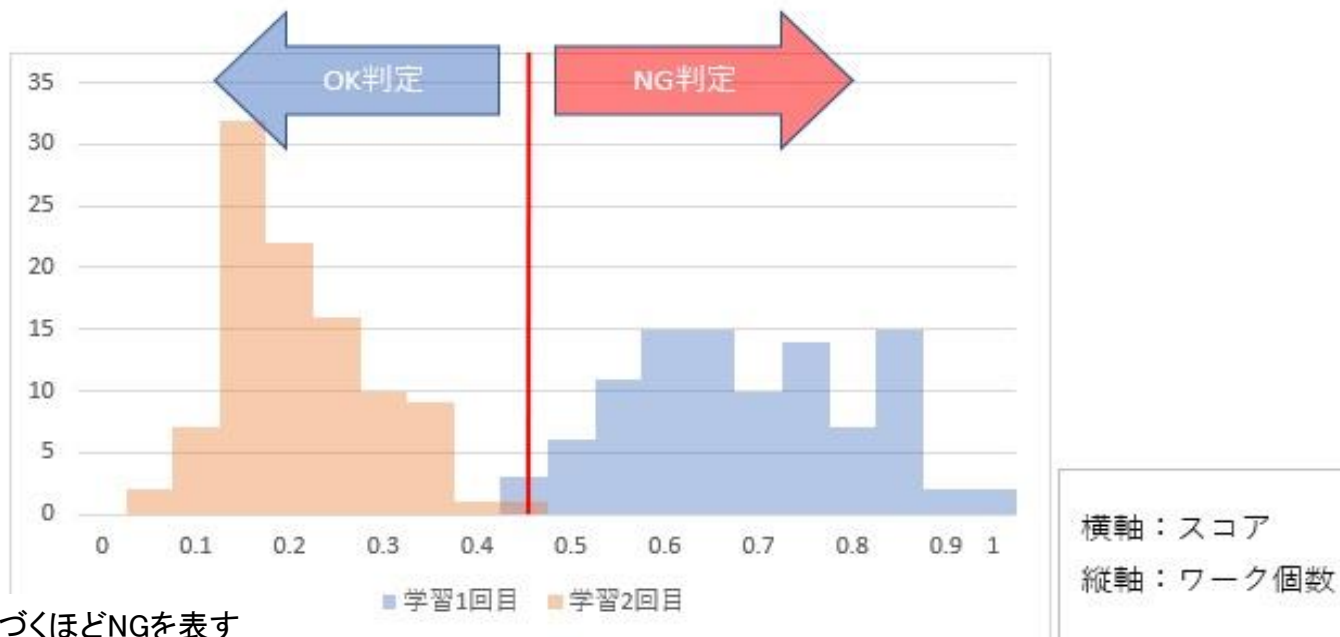
- ・ 良品画像の学習画像を増やした
→ 良品画像の過検出が多かったため

- ・ 不良品画像の学習画像を減らした
→ 特徴量が見えづらい角度の欠陥は誤判定に繋がるため

学習モデル再構築 -結果-

OKワーク

- 再学習前の過検出：100個 / 100個
 - 再学習後の過検出：0個 / 100個
- ⇒再構築した学習モデルでの過検出がなくなった



※スコア: 1に近づくほどNGを表す

学習モデル再構築 -結果-

NGワーク

- 再学習前の見逃し：0個 / 100個
 - 再学習後の見逃し：0個 / 100個
- ⇒再学習後も見逃しは発生せず。判定精度が向上。



※スコア: 1に近づくほどNGを表す

評価システム(自動)

機能

- ディープラーニングによる自動判定
- ワークの自動回転(回転機構を追加)

今回は目視検査とディープラーニング判定を併用し、
判定精度を向上させることに注力した。

また、自動化はユーザー企業ごとに定める安全基準をクリアした
設計・開発が必要になり、多くの時間とコストがかかる。

⇒本実証では自動化は未実施。

まとめ -成果-

- 目視検査をしながら画像を収集することで、検査員の作業を追加することなく学習用画像を取得できた
- 少ない画像、短い時間で学習ができた
- ディープラーニングを使用することで現在の目視検査に近い判定を行うことができた

まとめ -課題-

- 作業性を損なわない画像の集め方
- 発生頻度が稀な不良品の画像収集
- 未学習の不良品の対応(見逃し)
- ディープラーニング判定結果に対する品質の担保

まとめ -ユーザー企業からの意見-

効果

- AIソフトを所有しているメーカーと協業することで工数と費用の抑制が図れた
- AI画像診断ソフトのベンチマークが設定できた

わかったこと

- 現時点で作業者とAIソフト検査の即入れ替えは困難である
- 人の作業と並行で発生頻度が稀な不良品の学習をさせていく必要がある
- 現場作業者が不良内容を学習させる機能があるとよい

まとめ -今後の取り組み-

- ディープラーニング判定のさらなる精度向上
- 画像収集できなかった不良製品の画像収集
- システム自動化の検討
- ディープラーニングによる判定による品質保証の検討

※ユーザー企業、及び製品納品先顧客も含めて検討が必要

まとめ - ビジネスモデルの提案 -

他ライン/他企業への展開

本実証は目視検査と並行して画像収集および評価ができるという利点があるので、小型のワークの目視検査をしている他のラインへの展開は比較的容易である。また、目視検査からAIへの置き換えに消極的な他の製造業においても、目視検査と併用できるため、効果を確認しながら段階的に進めることができる。

市販AIツールの活用でAIビジネス参入の敷居を下げる

AIのアルゴリズムを一から開発しようとした場合、深い知識や経験が必要となり、AI参入への敷居は高く感じる事が多い。本実証の様に市販AIツールを活用することで、短期間で一定の成果を上げることができる。

中小企業では、独自のAIアルゴリズムの開発をすることなく、AIツールを組み合わせたシステムを構築することでAIビジネスへの参入が可能と考える。