

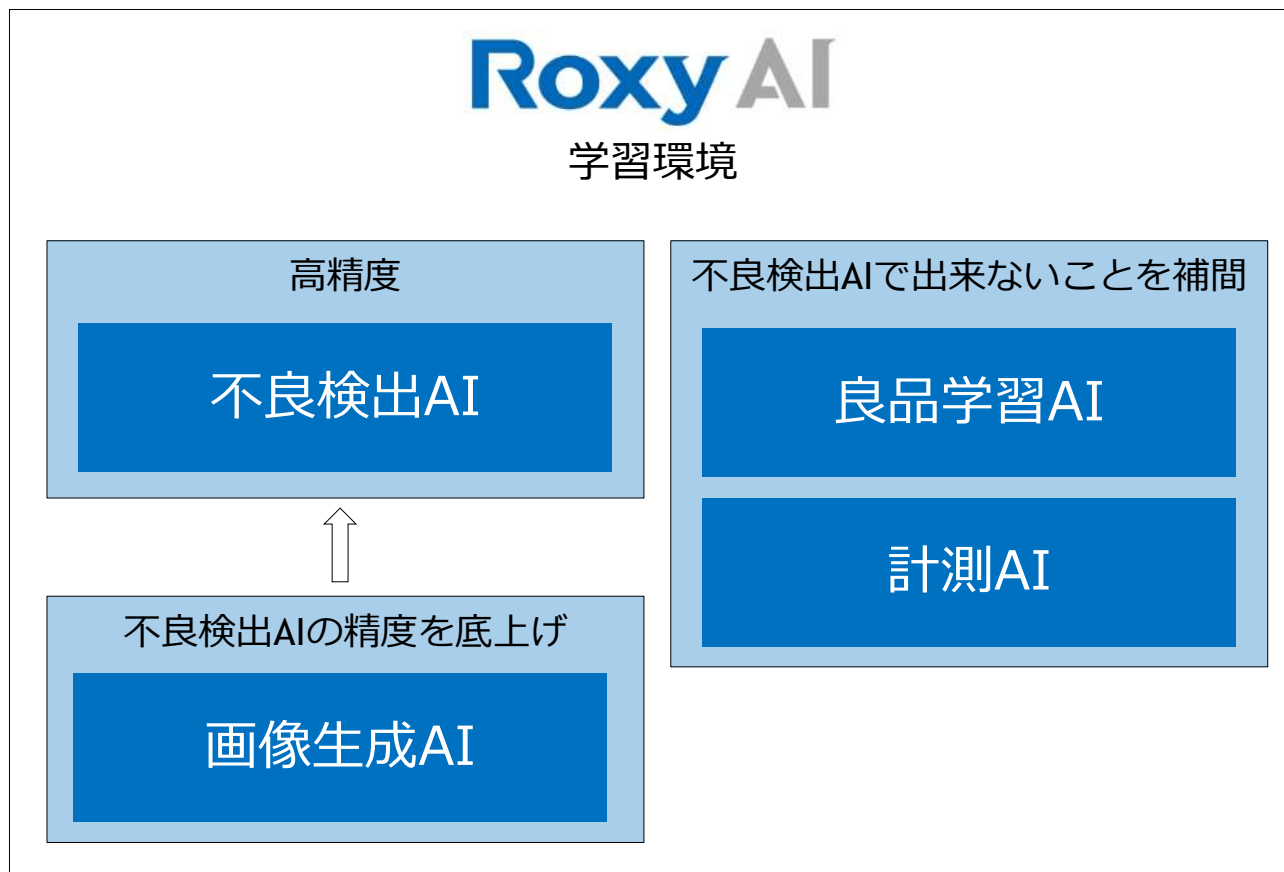
データ セントリックなアプローチで高精度を実現！

AI検査製品 **Roxy AI**

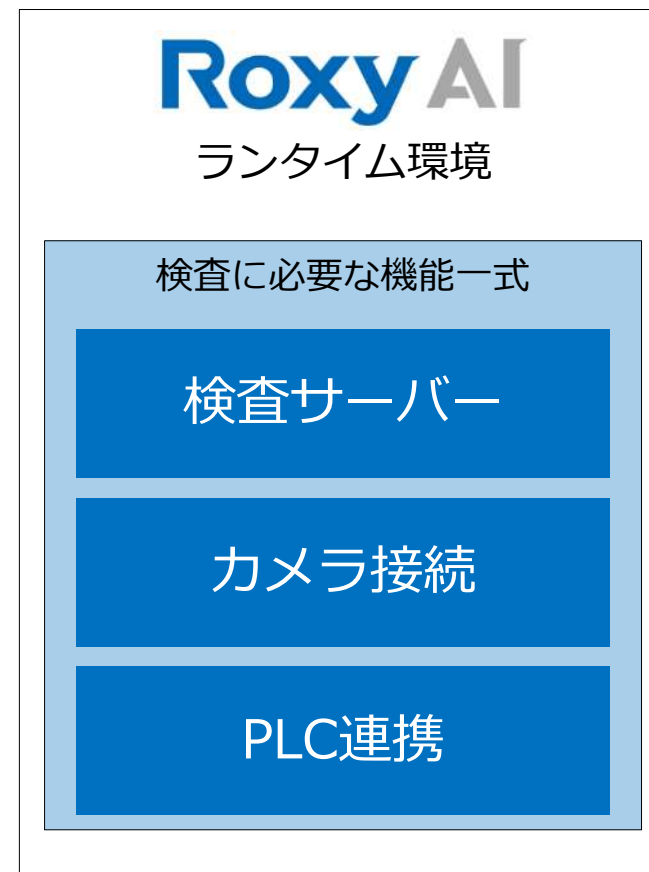
株式会社 **Roxy**

# Roxy AI の構成

- ▶ 高精度な不良検出AIと、それをサポートする各種AIがオールインワン



本資料の説明範囲



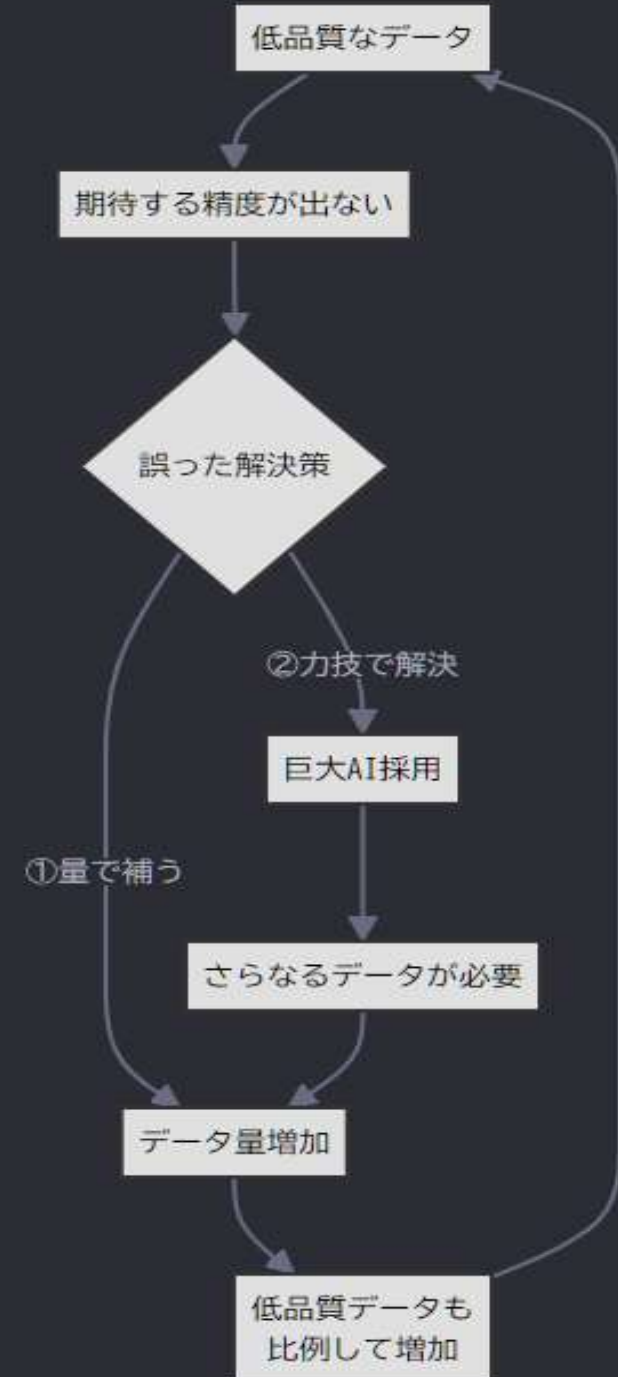
詳細はランタイム編を参照

# データ品質の重要性

# 従来型のAI開発手法 ～モデル セントリック～

- ▶ 「データの質」に無関心
  - ・ 不適切なデータやノイズが混入したまま学習
  - ・ 期待する精度が得られない
- ▶ 解決策①：「データ量」で補う
  - ・ データ収集コストが増大
  - ・ 低品質データも比例して増加
- ▶ 解決策②：「巨大なAI」で乗り切る
  - ・ 学習／検査時間の増加、高性能なGPUが必要
  - ・ 「巨大なAI」を学習するため、データを追加
    - ・ 低品質なデータも比例して増加

「データの質」を「データ量」や「モデルの大きさ」で解決しようとする、悪循環に陥る



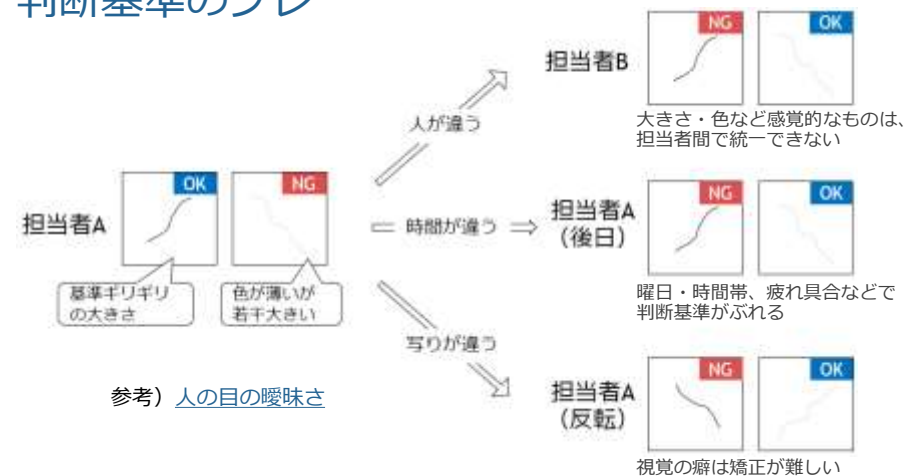
# 参考) 不適切なデータの例

## 気づきにくい不良が正常データに紛れ込む

- ▶ 検査時の見落とし、運送／撮影時に傷がつく、などが原因
- ▶ ちょっと注意すれば解決できる問題ではない
  - 500万画素の画像から数ピクセルの不良を見つけるのは、4Kのテレビで顔のシミを見つけるより大変

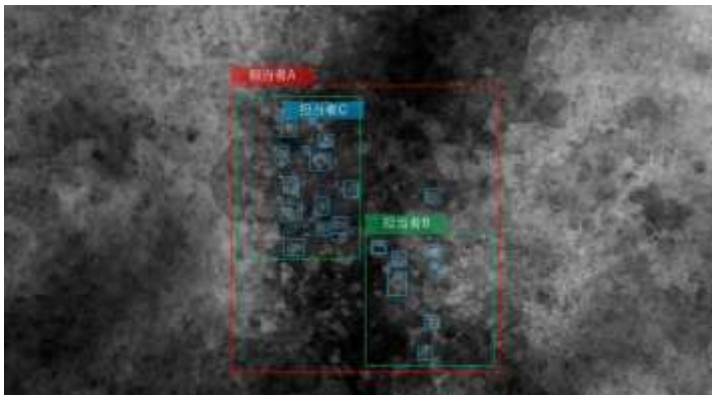


## 判断基準のブレ



## 不良の指示の仕方のブレ

- ▶ アノテーション方法の厳密な定義が難しい場合がある
  - 徐々に変化する場合、どこをアノテーションするかなど



## 気づけない正常／不良の差

- ▶ 左は正常品、右は不良で保管しておいたもの（保管中に酸化）
  - 撮影すると、気づけないレベルの映りの差（データの分布の差）が発生
  - AIは分布の差を学習し、不良の特徴を学習しない  
(AIにとっては、不良の特徴を学習するより、分布の差を学習する方が簡単)



# データの質を重視するアプローチ

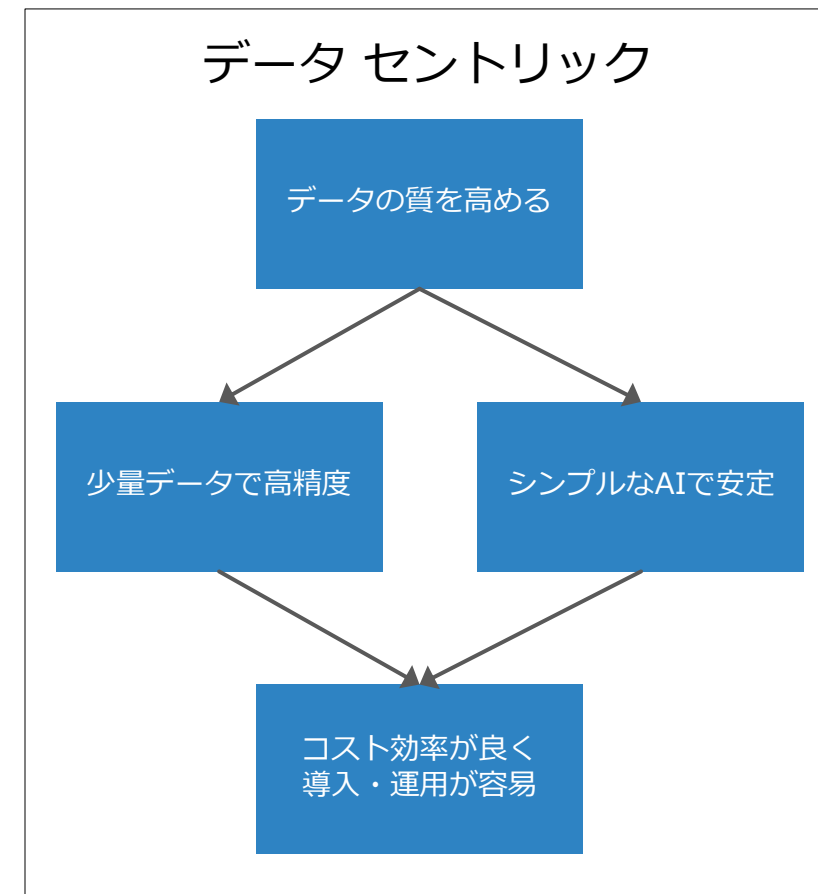
## ～データ セントリック～

### ★ 「データの質」を高める

- データに含まれるノイズを取り除く
- ノイズに惑わされず、本質的な学習に集中できる

### ★ その結果得られる重要な価値

- 少量のデータで高精度を実現
  - ✓ データ収集コストを大幅削減
- シンプルなモデルで安定した性能
  - ✓ 低スペックなPCでも高速な学習／検査



外観検査は以下の課題があるからこそ、データ セントリックであるべき

- ・ 入手できるデータが限られる
- ・ 正常／不良の境界が微妙な場合が多く、ノイジーなデータとなりやすい

## 参考) データ品質とデータ数・AIの大きさ

### ▶ 2つのプログラミング用AIを比較した事例

- WizardCoder と比較して、Microsoft phi-1はパラメーター数は1/12、学習データ量は1/140
- にも関わらず、WizardCoderとMicrosoft phi-1は同等の精度
- Microsoft phi-1は教科書品質のデータを使って学習

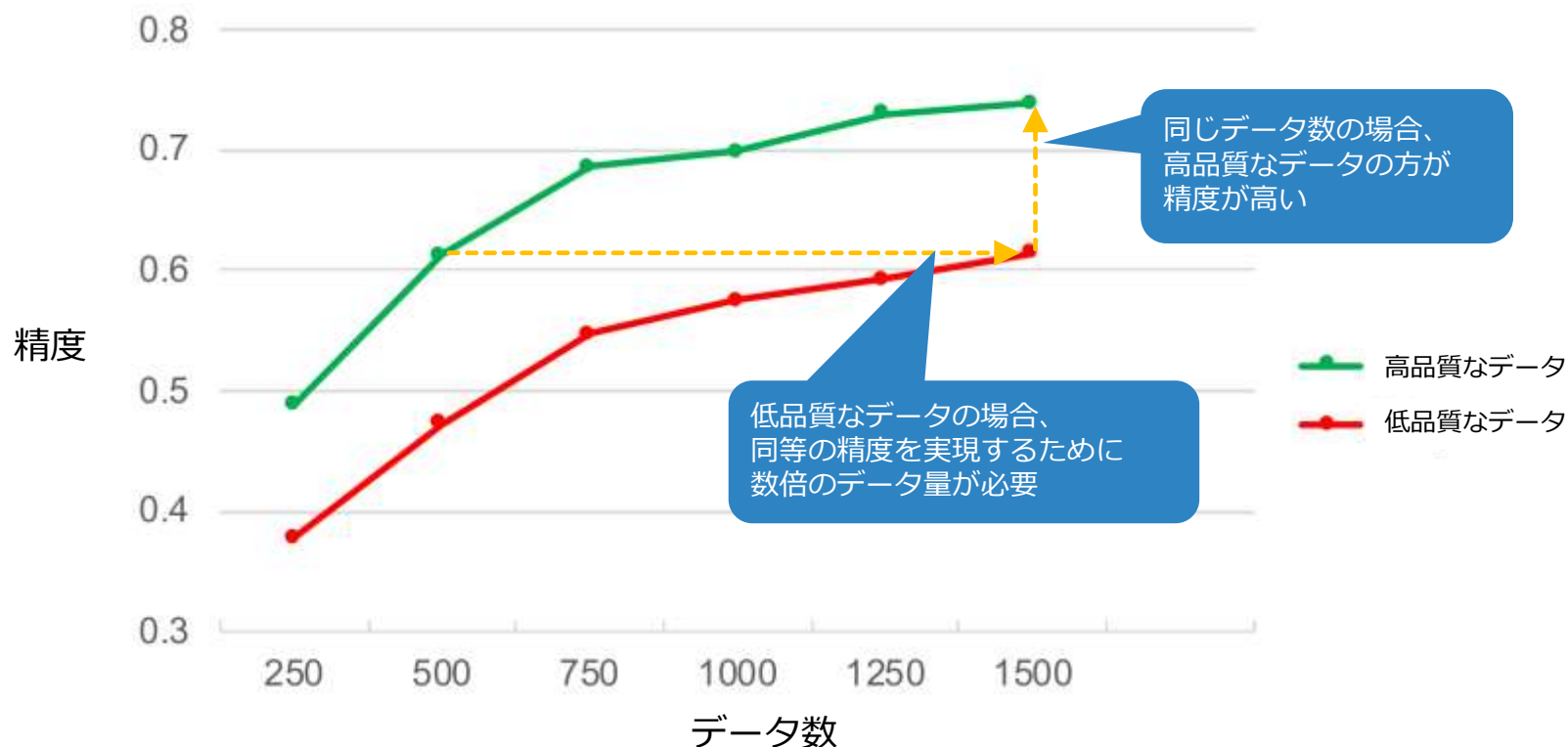
観点	モデル セントリック WizardCoder	データ セントリック Microsoft phi-1
精度	同程度	
学習データ数 (トークン数)	1兆	 70億
パラメータ数 (=AIの大きさ)	160億	 13億

教科書品質の  
データ

<https://arxiv.org/pdf/2306.11644>

## 参考) データ品質とデータ数・精度

- ▶ 高品質なデータ vs 低品質なデータ (誤っている・一貫性がない)
  - 同じ精度を実現したい場合、低品質なデータは高品質なデータの数倍必要
  - データ数が限られる場合、データを品質を上げると精度が向上





# データ品質向上に向けた Roxy AIの取り組み

# データ品質向上のポイントと、それを実現する学習プロセス

## ポイント1

不適切なデータは作らない

- ・ 精査しきれない少ないデータ数で学習
- ・ 正常／不良の境界を意識しないアノテーション
- ・ ワークの劣化・撮像条件の乖離度をチェック
- ・ 余分な領域を学習・検査から除外する検査領域
- ・ 人の判断のブレを吸収する評価除外
- ・ . . .

## ポイント2

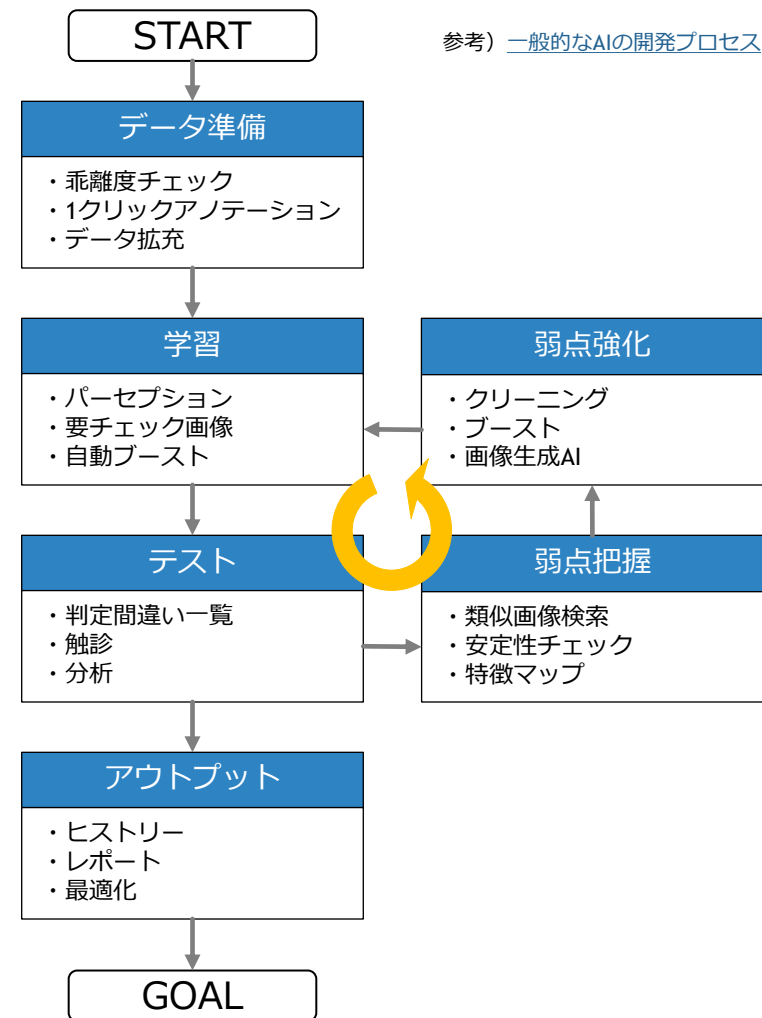
紛れ込んでしまった  
不適切なデータは取り除く

- ・ 学習中に不適切なデータ抽出する要チェック画像
- ・ 不適切なデータを一目で認識できるパーセプション
- ・ 不適切なデータを自動的に抽出するクリーニング
- ・ 学習に影響を与えた画像を探す類似画像検索
- ・ 違いがわかりづらい微妙な画像は並べて表示
- ・ . . .

## ポイント3

データのバランスを整える  
バリエーションを確保する

- ・ 弱点をピンポイントで強化するブースト
- ・ 過検出しやすい箇所を自動的にブースト
- ・ 足りない不良画像を生成する画像生成AI
- ・ 学習前・学習時の2段階の水増し
- ・ 学習に寄与しないデータを減らすスワイプ
- ・ . . .



データ品質向上のタスクの多くは、正常／不良を見極め、整理すること。  
検査対象のことや、正常／不良の見分け方のことを熟知している検査員の協力が必要。

## 少ない学習データで高精度

- ▶ データが増えれば増えるほど、網羅的な目視チェックは困難
  - さらに、データが増えるほど不適切な画像が混入するリスクも増加
- ▶ Roxy AIは精査しきれるデータ数（30～100枚程度）で学習可能



正解率: 100.00% 再現率: 100.00%

✓	不良をすべて検出	20
40	正常品で指摘なし	20
×	検出漏れあり	0
0	過検出あり	0
	種別間違い	0

評価



コンフィギュレーション

レポート作成  
0分

項目	正常品	不良品	検出率	検出数	検出率	検出数
検出率	100.00%	100.00%	100.00%	20	100.00%	20
検出数	20	20	20	20	20	20

テスト

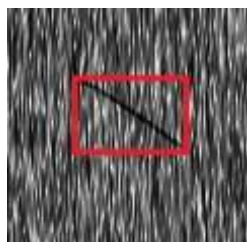
テスト開始	テスト終了	テスト結果
00	00	40

# 正常／不良の境界を意識しないアノテーション

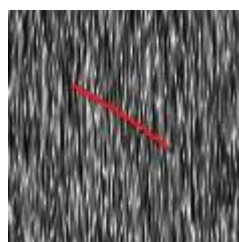
※アノテーション：不良がある箇所を指し示すこと

## 一般的なAI検査製品

- 不良の境界を明確に意識する必要がある



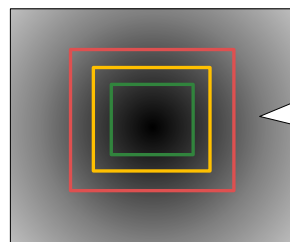
不良を囲む



不良を塗りつぶす

- 境界が微妙な不良は一貫性を保てない

✓ 担当者間の判断基準を厳密に合わせられない



このような違いが  
精度低下の原因になる

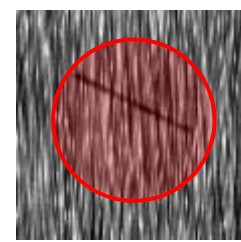


低品質なデータ

- 精度が出ないときの微調整は試行錯誤

## Roxy AI

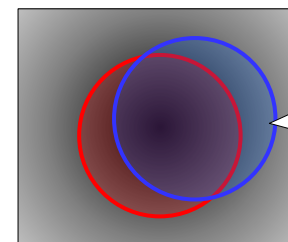
- 不良の境界を意識する必要はない



不良をクリックするだけ

- 丸の中に不良個所が入っていれば良い

✓ 丸の大きさも変更不要



このような違いは  
精度に影響しない  
アルゴリズム

✓ アノテーション付与に起因する品質低下ゼロ



高品質なデータ

- 人が正常不良を誤判断するリスクは残る

✓ 別機能で対応

## 画像の特徴を可視化

特許取得済み  
米国特許第12,249,134号

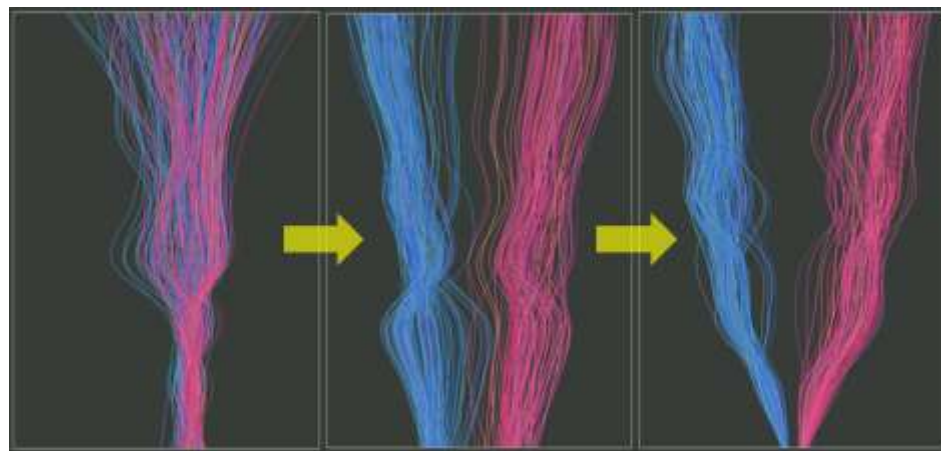
### ▶ 見ればわかるAIの出来栄え

- AIが正常／不良をどう捉えているか  
パッとわかるよう可視化  
(パーセプション)
- 正常と不良が分離したら学習完了

### ▶ 怪しいデータはうまく分離しない

- 気になる線をクリックし、データを確認
- データ／ラベルが不適切ならその場で是正

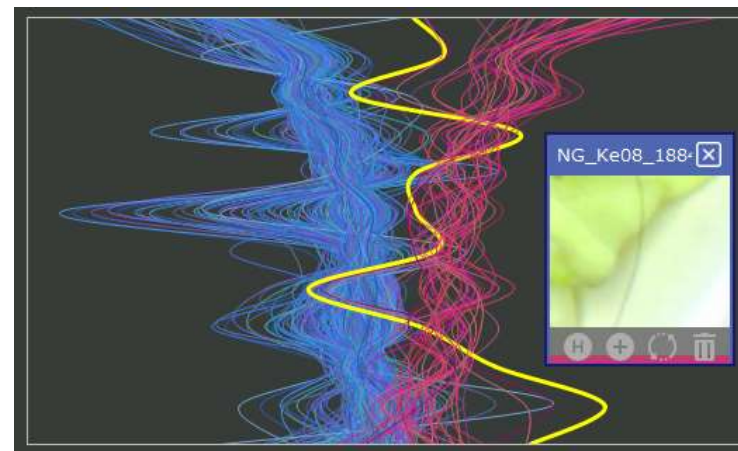
### ▶ 後述する触診などでも活用



未学習

学習初期

学習完了

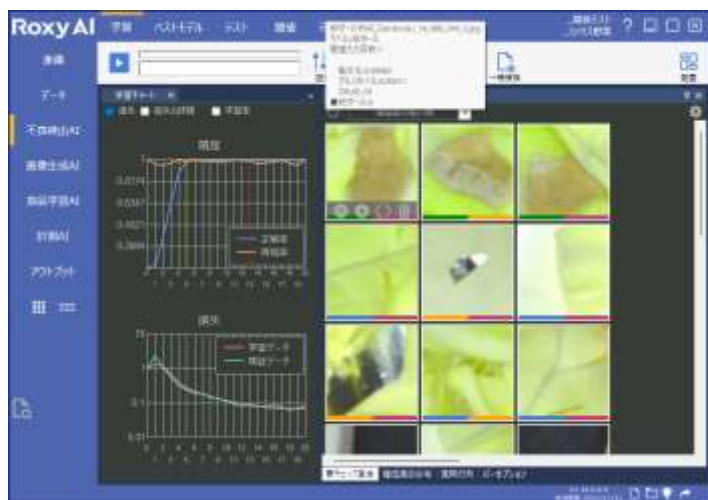


怪しいデータをクリックして確認

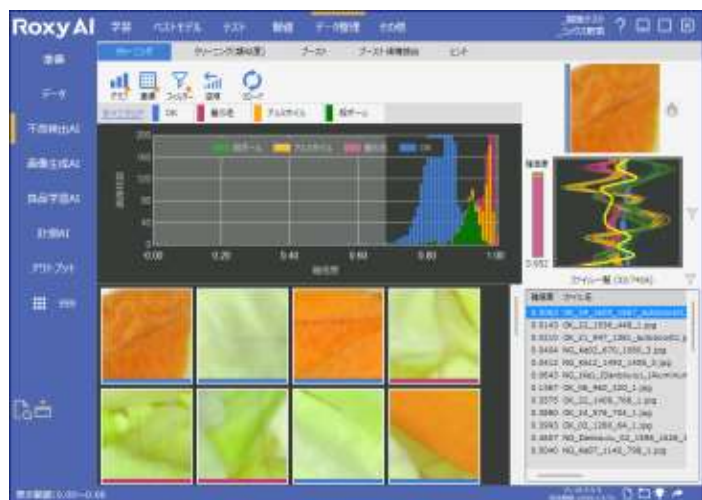


## 怪しいデータは自動的に抽出

- ▶ 学習中に、確認すべきデータを怪しい順に列挙
  - 不適切なデータがあればその場で削除／ラベル入れ替え
- ▶ 学習後に、確認すべきデータを怪しい順に列挙
  - 他の画像と矛盾している可能性がある画像
  - 同じラベルなのに似ていない画像



学習画面



クリーニング画面  
(学習しにくい画像)



クリーニング画面  
(同じラベルで似ていない画像)

## 誤判定の原因となったデータを調査

### ▶ AIの感じ方を見る「触診」

- 画像を触診する（マウスでなぞる）ことで、**AIがどのように感じているか**を確認める
- 不良の特徴を捉えていないのか、判定基準が不適切なのかを知ることが精度上げの第一歩



調べたい箇所を  
マウスでなぞる

AIの感じ方を  
黄色い線で確認

### ▶ 誤検出の原因を調査する「類似画像」

- 誤検出の原因はいろいろ考えられるが、中でもデータが原因である場合が多い
- 誤検出した箇所を触診すると、その部分に類似したデータを自動抽出

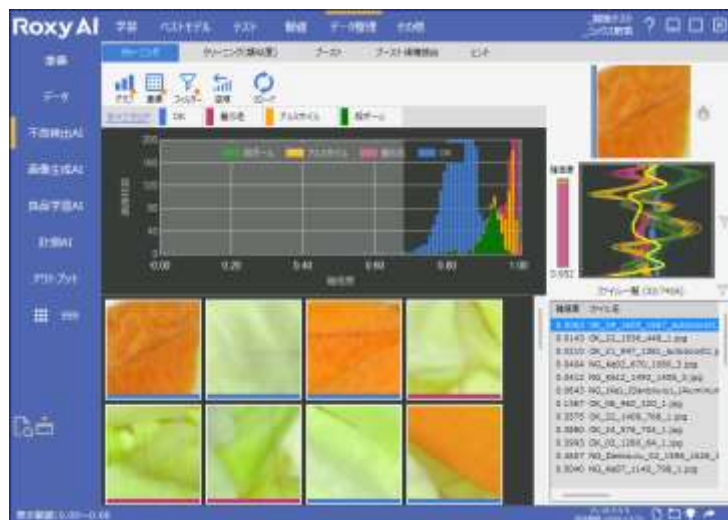


間違った学習データを見つけたら、  
その場で削除

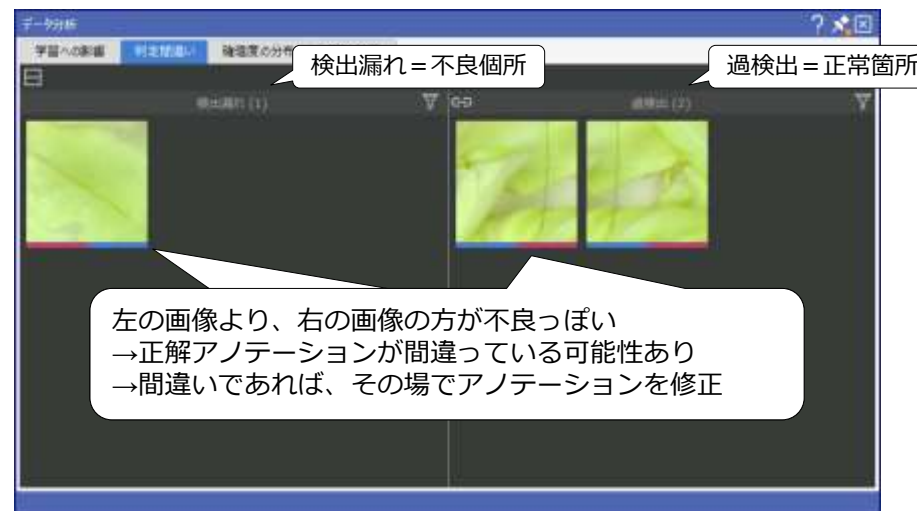
## 正常／不良の微妙な違いを見極める

- ▶ 微妙な箇所は、見る人／見る時が変わると人の判断も変わる
  - 1枚の画像を見るだけでは、正しく判断するのは難しい
- ▶ 画像を相対的に比較できるように、様々な場面で画像を並べて表示
  - 例えば）微妙な箇所の正解アノテーションを最初から完璧に付与するのは難しい。  
テストで判定間違いした箇所を並べて見ると、正解アノテーションの間違いも簡単に検出

※正解アノテーション：テスト画像の不良を指し示すアノテーション。  
AIが正解アノテーションの箇所を検出したかどうかで精度を確認する。



クリーニング画面



テスト判定間違い一覧



## 不足しているデータを増強

### ▶ 検出漏れを低減する「ブースト」

- 限られたデータから効果的に学習するため、不良箇所を様々に変化させてデータを増強
- 学習中でもブースト可能

### ▶ 過検出を低減する「自動ブースト」

- 過検出を抑えるには正常箇所のブーストが有効
- ブーストすると効果的な画像を自動抽出
- 学習中に自動ブーストし、弱点を自動克服



任意の場所を水増し  
(手動)



水増しすべき箇所を自動抽出  
(半自動)



苦手な箇所を学習中に自動的に水増し  
(全自動)

## 画像生成AIでデータ増強

2年目以降、画像生成AIを使用するには保守サポート契約が必要です

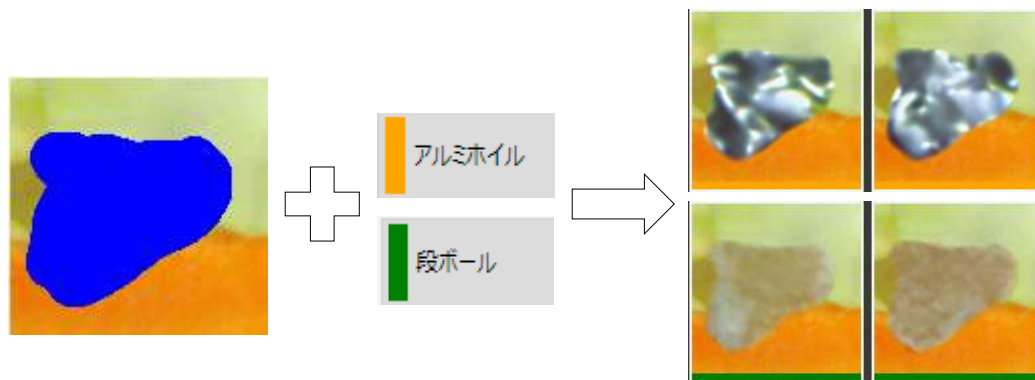
▶ 学習データのバリエーションを増やして、誤判定を低減

- 不良検出AIデータをそのまま学習。余分な手間なし

▶ 境界も自然な、高品質な画像を生成（左が本物、右が生成画像）



▶ 位置・形・不良種別を指定して画像を生成



データ整理だけではない、  
高精度な理由

## データ整理だけではない、高精度な理由

- ▶ 精度が確実にあがると考えられる取り組みを地道にやっているから高精度



- ▶ その他様々な工夫



検査範囲を  
細かく指定



すべての箇所を  
4回検査



環境変化への  
耐性強化



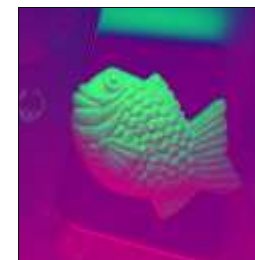
ヒトの判断の  
ブレを吸収



学習に寄与しない  
データを削除



学習しにくい不良を  
ピンポイントで強化



複数の画像種別を  
効率/効果的に利用

...

# 正常品と不良品をあわせて学習

- ▶ 正常品だけを学習して、微妙な不良を検出するのは難しい
  - 明らかな不良であれば簡単。ただし、明らかな不良だけ検出できればよいケースは少ない
- ▶ 正常と不良の境界を学習することで、微妙な不良も検出

**Roxy AI** (不良検出AI)

	正常品だけを学習	正常品と不良品 両方を学習
○	<ul style="list-style-type: none"><li>✓ 不良サンプルが不要</li><li>✓ アノテーションが不要</li><li>✓ 未知の不良を検出できる (比較的簡単なものに限る)</li></ul>	<ul style="list-style-type: none"><li>✓ 精度を上げやすい</li></ul>
×	<ul style="list-style-type: none"><li>✓ 微妙な不良は検出が難しい</li><li>✓ 過検出を抑えるのが難しい</li></ul>	<ul style="list-style-type: none"><li>✓ 不良サンプルが必要</li></ul>

導入判定のために不良サンプルは必要



判定用に不良サンプルを集められるなら、  
もう少し頑張って学習用サンプルを集め、  
精度向上につなげるべき

Roxy AIは、形状や色などが違う複数の製品を  
1つのAIで検査できるので、

- ✓ 不良サンプルを複数製品から集めればよい
- ✓ 不良サンプルがない新しい製品も検査できる

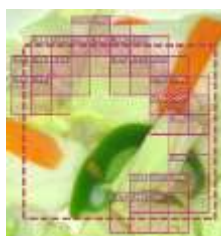
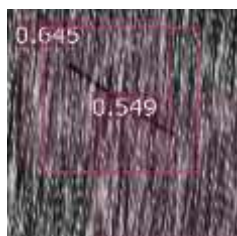


# 必要な機能に絞ったシンプルなAI

▶ 検査方法を少し簡略化することで、AIの仕事を大幅に簡単に

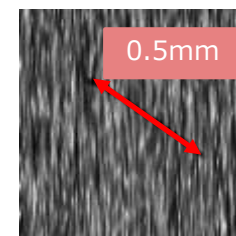
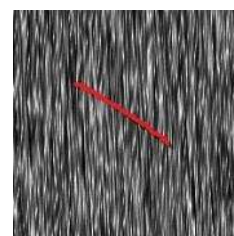
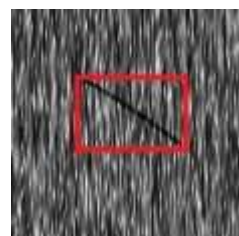
○ できること

- ✓ 一定領域に不良が含まれるかを判定
- ✓ 不良の種類を特定



✕ できないこと

- |                |                |
|----------------|----------------|
| 他社AI検査製品で出来ること | ルールベース製品で出来ること |
| - 不良個所の厳密な特定   | - 厳密な寸法測定      |
| - 不良個所の塗りつぶし   | - 部品の有無のチェック   |
| - 文字の認識        | - バーコード読み取り    |
| - . . .        | - . . .        |



- 難しいタスクより、簡単なタスクの方が高精度を実現しやすい
- 検査の目的は不良の流出防止。多くの現場では、多機能よりも高精度を優先

▶ シンプルだからこそ実現できる

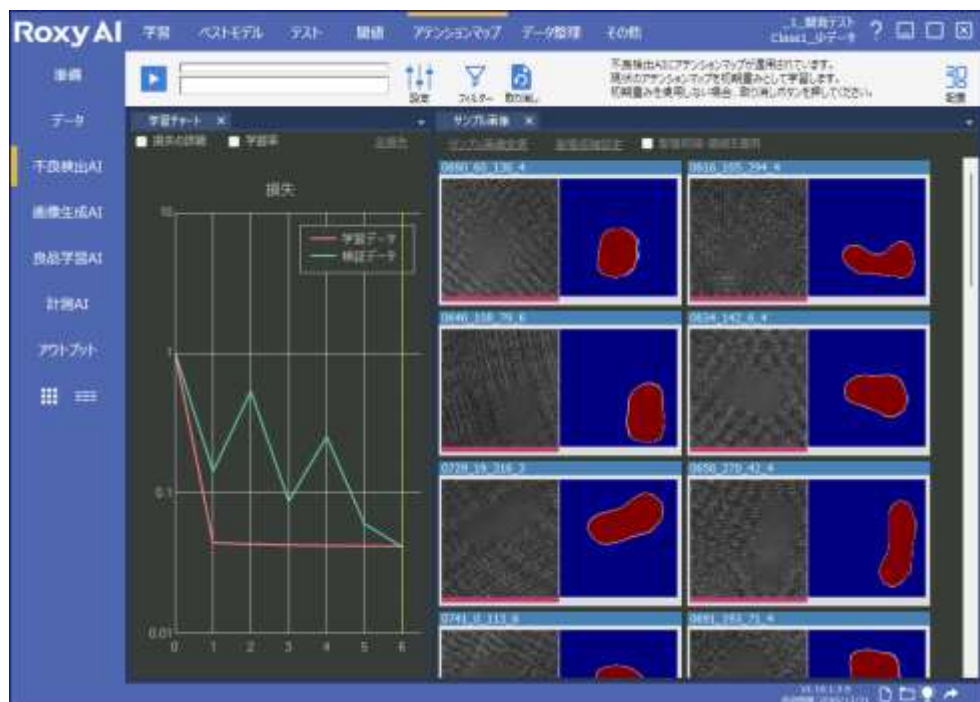
- 検査：高精度、高速
- 学習：学習データ少、アノテーション簡単、精度上げ簡単、低スペックなPCで短時間

その他

# 不良部位の抽出

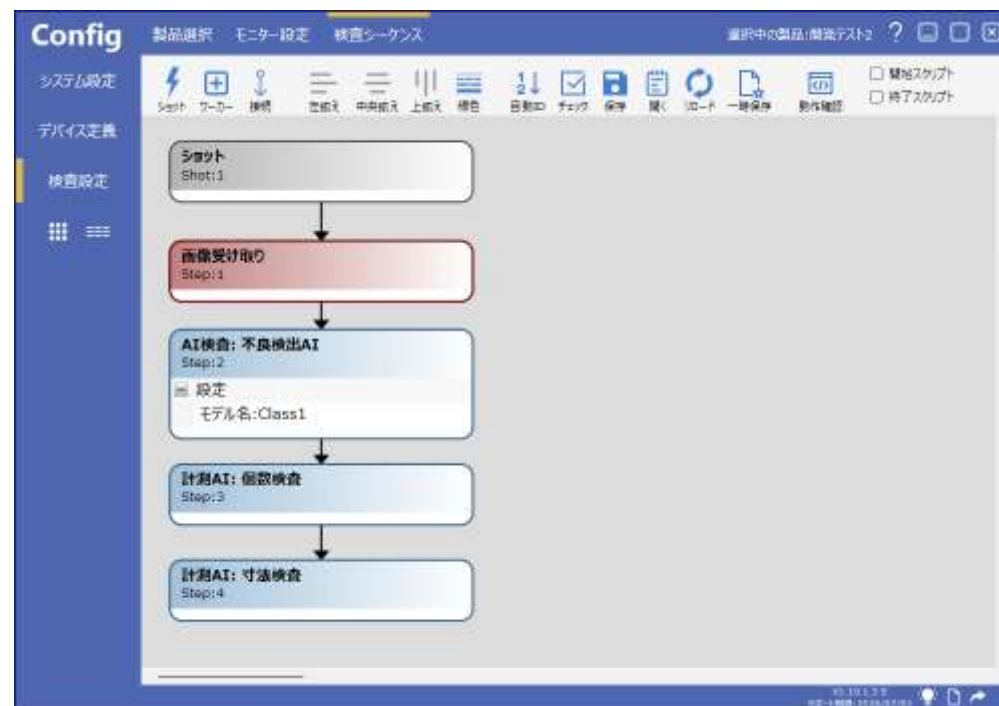
## ▶ 完成した不良検出AIに部位抽出を後付け

- 不良検出AI単体と比較して  
精度は全く変わらず、速度は若干低下
- セマセグ用のアノテーションは不要。  
ワンクリックアノテーションだけで実現



## ▶ ランタイム機能

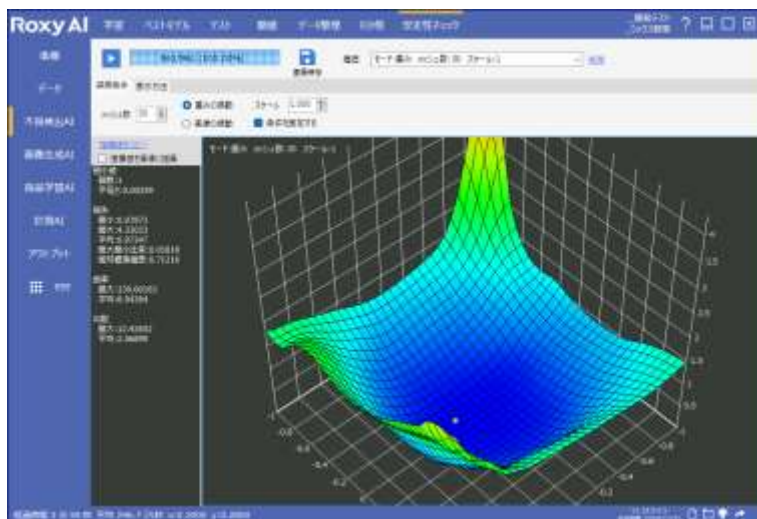
- 個数や面積、サイズなどでチェック
- 不良をロボットアームで除去する場合に  
掴みやすい確度・チャックの幅も通知可能



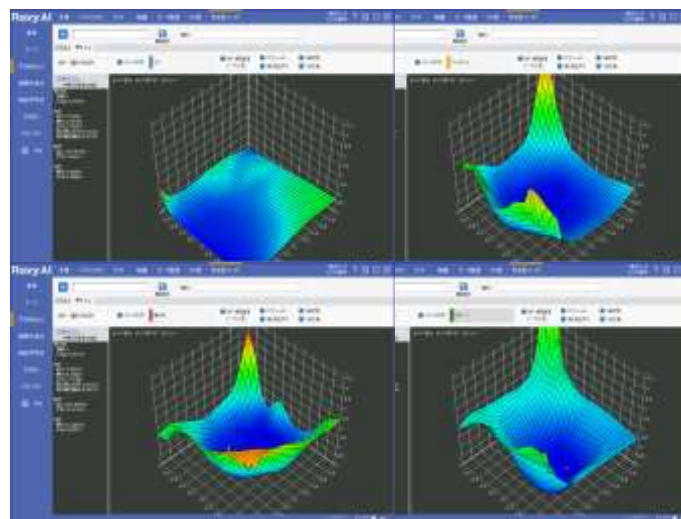


# 作成したAIの安定性をチェック

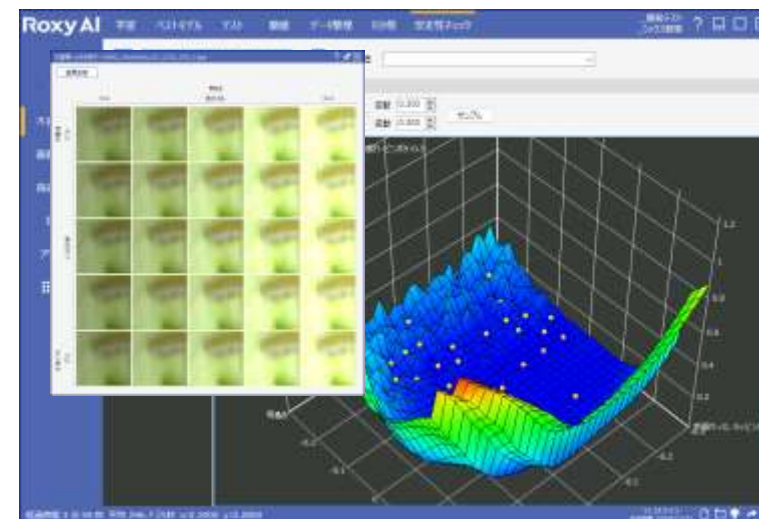
- ▶ 損失曲面を見ることで、AIの安定性を確認
  - 谷（青い部分）が低く滑らかで幅が広ければ、安定したAIと評価
  - ラベルごとの安定性も比較できる
- ▶ 明るさやピンボケなど、撮像条件の変化があると精度にどう影響するかを確認
  - 影響が大きい変化は可能な限り抑えるよう、検査装置を検討



損失曲面



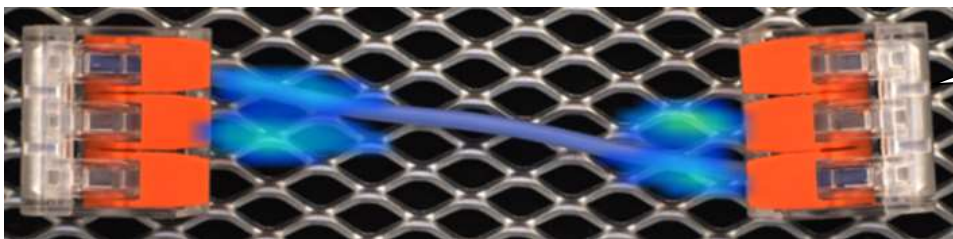
ラベルごとの安定性



画像の摂動の影響

# 良品学習AIで不良検出AIの死角を補う

- ▶ 良品データに含まれない特徴を検出
  - 想定していない不良の検出、ポカよけに効果を発揮
    - ✓ ただし、精度は不良検出AIに劣る
- ▶ 不良検出AIでは検出できない不良をカバー
  - 一部を見るだけでは分からない不良  
配置や並びの間違いなど、広い視野で捉える必要のある不良を検出



左右同じ位置でケーブルを繋ぐのが正しいが、  
1番目と3番目を繋いでいるので不良

- ▶ 学習時間は20分～、検査時間は約30ms～

# 計測AIでモノのサイズ・個数をチェック

## ▶ 学習なし

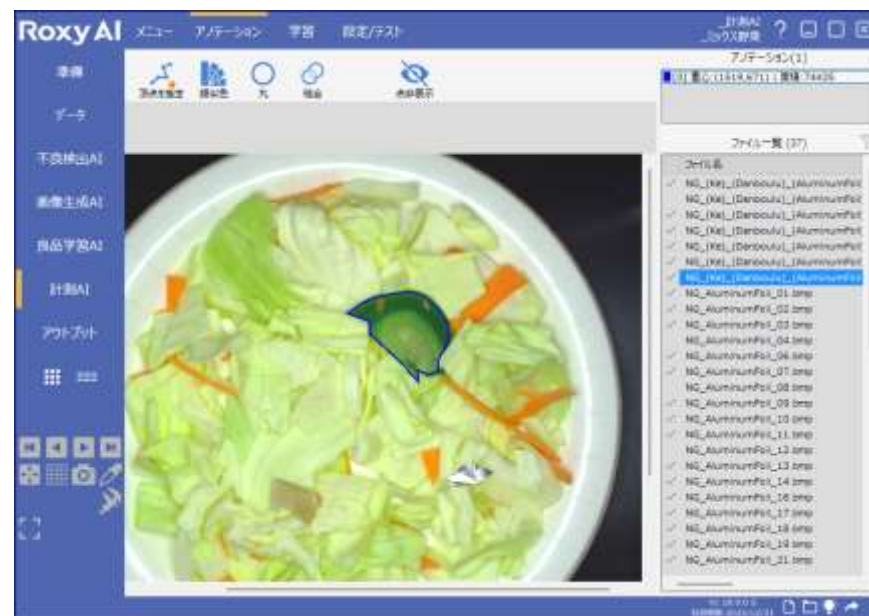
- 閾値を指定するだけで様々なモノを抽出
  - ✓ 輪郭がはっきりしたモノの多くは抽出可能
- 個数、大きさ・面積などで合否を判断



学習ゼロでモノを抽出

## ▶ 特定のモノだけを抽出するよう学習

- モノの輪郭を囲うアノテーションが必要
  - ✓ 個数チェック程度なら厳密なアノテーションは不要
  - ✓ すべての画像をアノテーションする必要なし。  
数枚で初めて、必要に応じて追加でアノテーション



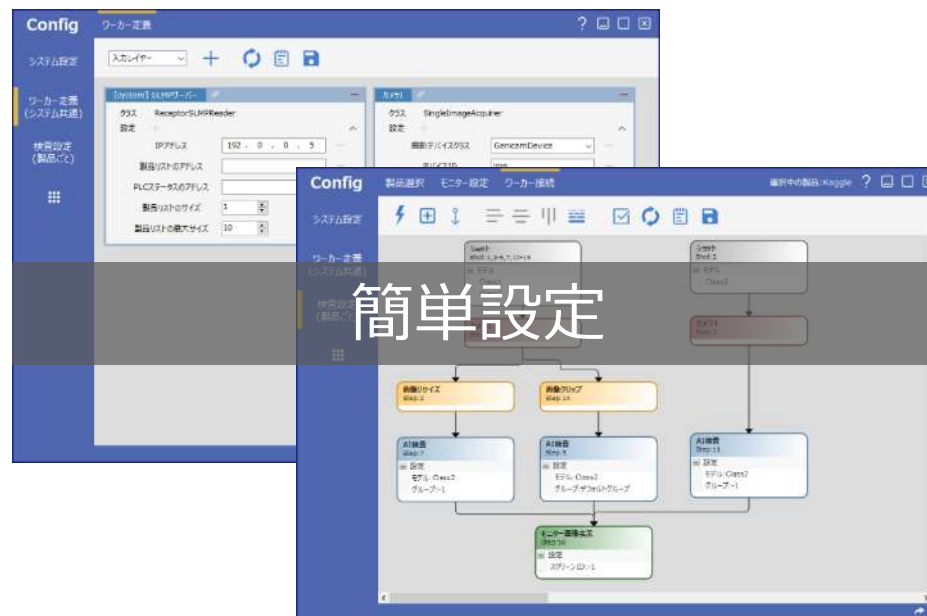
特定のモノだけ抽出

# 現場への組み込みも容易



## ✓ 多くのプロトコルを標準装備

- KEYENCE社のXG-X、CV-X、VJ、LJに対応
- 様々なカメラやPLCと接続可能
- 他アプリから呼び出すためのI/Fも提供



## ✓ 直観で使える設定ツール

- 様々なワークー・レセプターを標準装備。複雑な検査シーケンスも柔軟に対応
- スクリプトで簡単にカスタマイズ



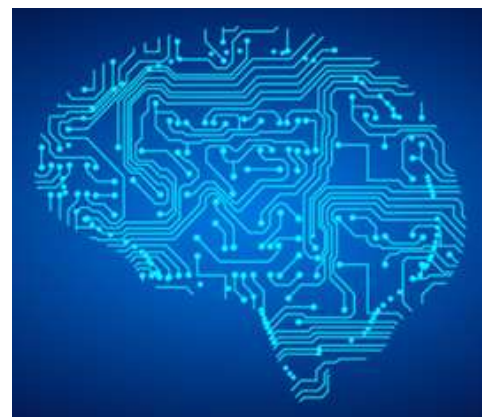
# ライセンス（買い切り／年額・月額）

## 学習ライセンス



- AI開発ツールを使用するためのライセンス
- AI開発ツールを使用するPC毎に必要
- 1ライセンスで作成できるAIモデル数は制限なし

## ランタイム ライセンス



- 実際にAI検査を行うためのライセンス
- AI検査を行うライン／ロボットアーム毎に必要
- 1ライン内であれば複数カメラを使用可能

※買い切りの場合、2年目以降のバージョンアップ・問い合わせには保守サポートの購入が必要です  
※2年目以降に画像生成AIをご使用になるには、保守サポートの購入が必要です

# システム要件

## ▶ 学習用PC

分類	要件	
OS	Windows 10、 11	
CPU	Core i7以上	
メモリ	16GB以上（32GB以上を推奨）	
GPU	NVIDIA RTX20～50シリーズ	GPUがなくても学習はできるが、 学習速度は大幅に低下
SSD	必須（M.2 NVMe接続を推奨）	

## ▶ 不良検出AIの速度の目安

- 学習：1 学習 5分～1時間程度
- 検査：200万画素を約60ms～

# お試しください

- すべての機能をお試しいただける試行ライセンス（無償）
  - ✓ システム要件を満たすPCをご準備ください
    - Roxy AIを搭載したPCを、弊社代理店から有償レンタルできます
  - ✓ 試用期限は1か月
  - ✓ 試行版で作成した環境・AIモデルは、正式版へそのまま引き継げます
- お申込み
  - ✓ 申し込み先：Roxy AI 代理店、または、[info@roxy-ai.jp](mailto:info@roxy-ai.jp)
  - ✓ 試行する旨をご連絡ください。  
インストール方法をお知らせするとともに、試行ライセンスを発行します。

The background is a deep blue gradient. On the left side, there are faint, vertical columns of binary code (0s and 1s). On the right side, there are several concentric, curved lines that create a sense of depth and movement, resembling a tunnel or a stylized eye.

# Roxy AI



# 様々な現場で活用できる Roxy AI



不良検出

様々なタイプの不良を検出。  
不良種別の特定も可能。

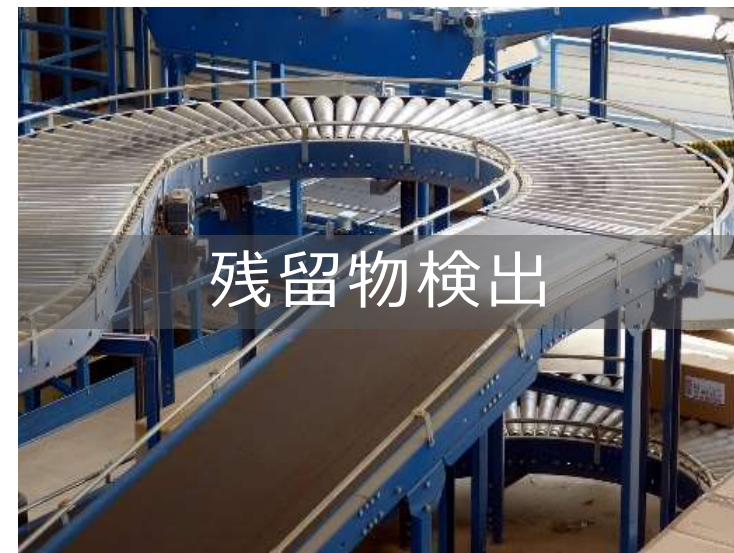
人がルール化できない判定方法を  
AIが自動的に学習。



異物混入検出

食料品、農作物に混入した  
金属片や髪の毛、虫などを検出。

複雑で多様性がある検査ほど  
AIの威力を発揮。



残留物検出

食器の洗い残しチェック、  
生産設備の正常性確認など。

油や埃、水滴が多くても問題なし。

# 適用事例



自動車・自動車部品



食料品・菓子



電子部品・家電製品



ガレキ・産業廃棄物



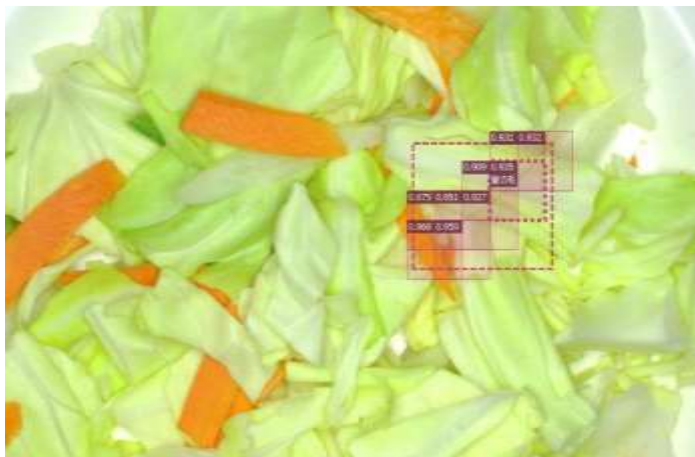
医療用品・細胞



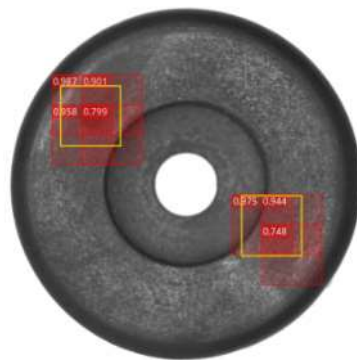
その他



# 検査事例



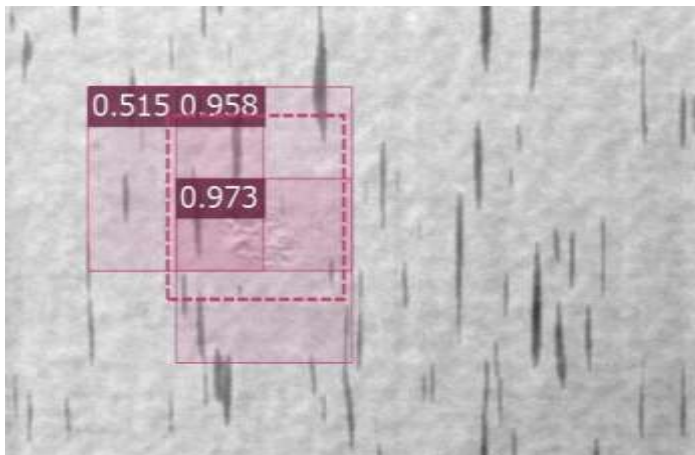
正常と特徴が似ている不良を検出



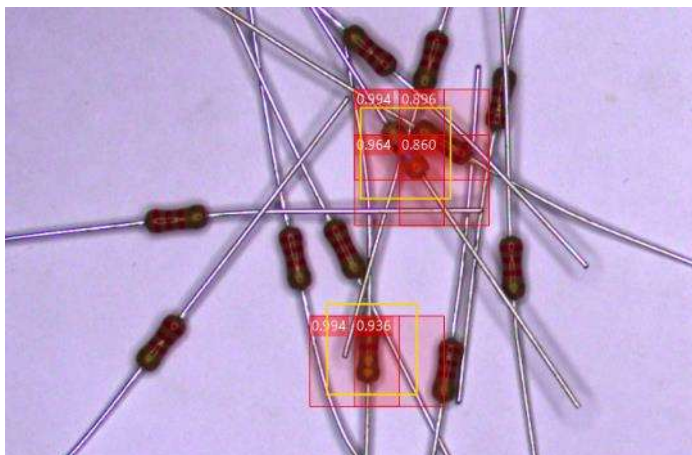
線傷やブツなど細かな不良を検出



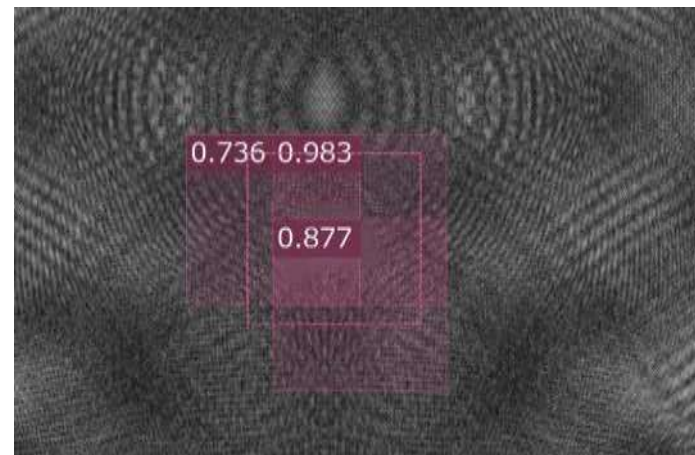
同系色の異物を検出



判定方法をルール化しにくい不良を検出



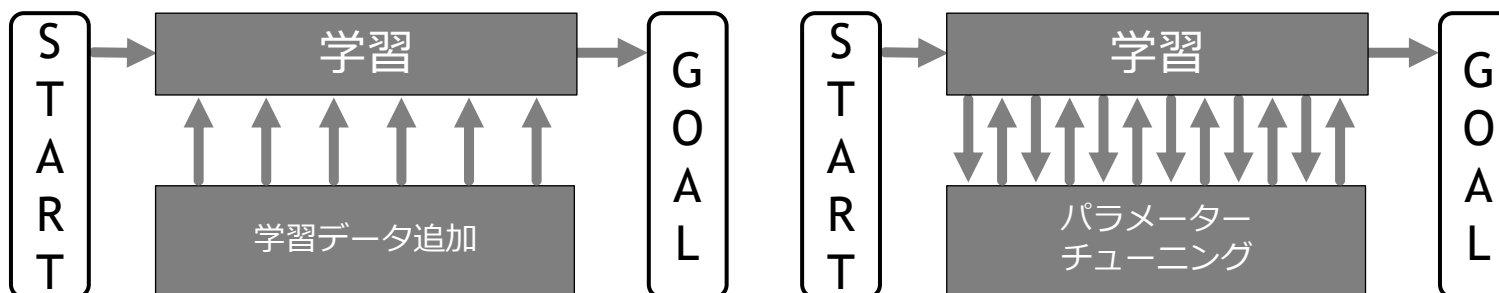
微妙に異なる他品種の混入を検出



1つ1つ異なる模様の製品の中から不良を検出

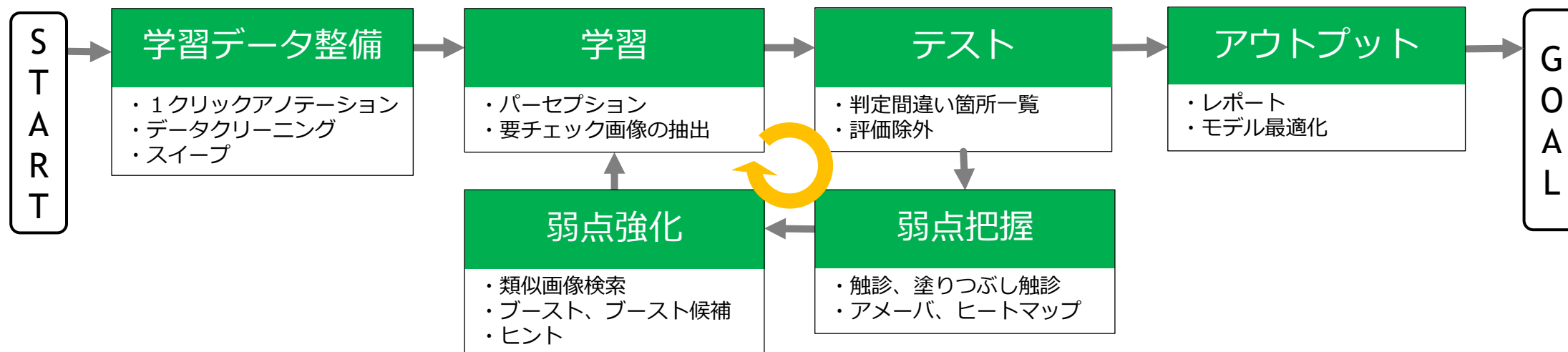
# データを整理して精度をあげる学習プロセス

- ▶ 一般的なAI検査製品：学習データ追加、パラメーターチューニングを繰り返す



- ▶ Roxy AI：データを整備することで精度をあげる学習プロセス

- 各プロセスを支援する多くのユニークな機能を装備

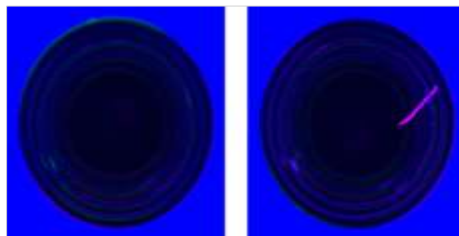


# 特徴的な機能

# その他の機能



複数の画像種別を  
効率/効果的に利用



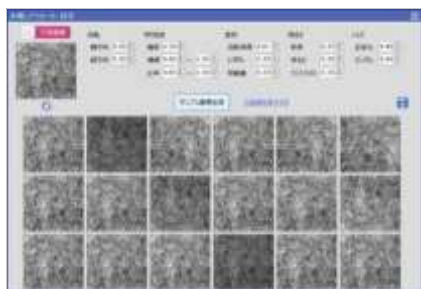
不良個所を強調



検出漏れを低減



過検出を低減



環境変化への  
耐性強化



ヒトの判断の  
ブレを吸収



学習に寄与しない  
データを削除



学習しにくい不良を  
ピンポイントで強化



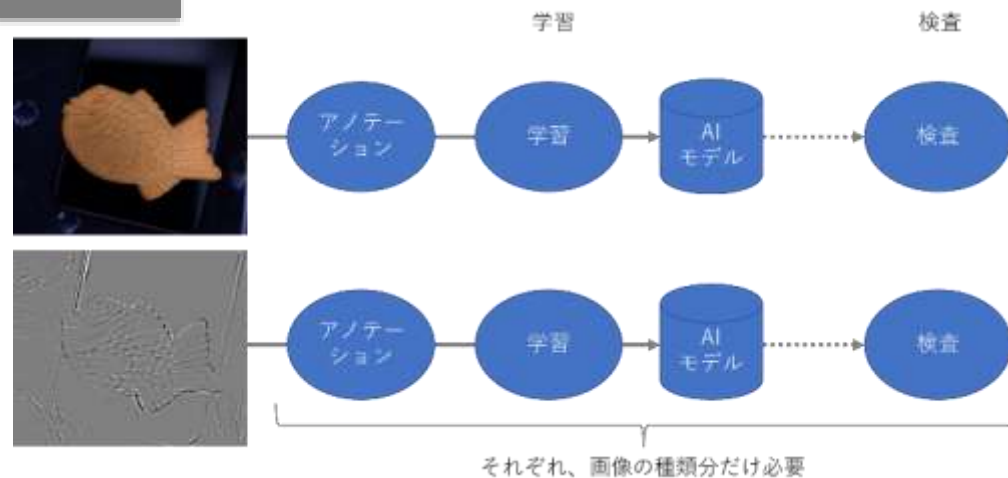
# 複数画像の情報を効率/効果的に利用



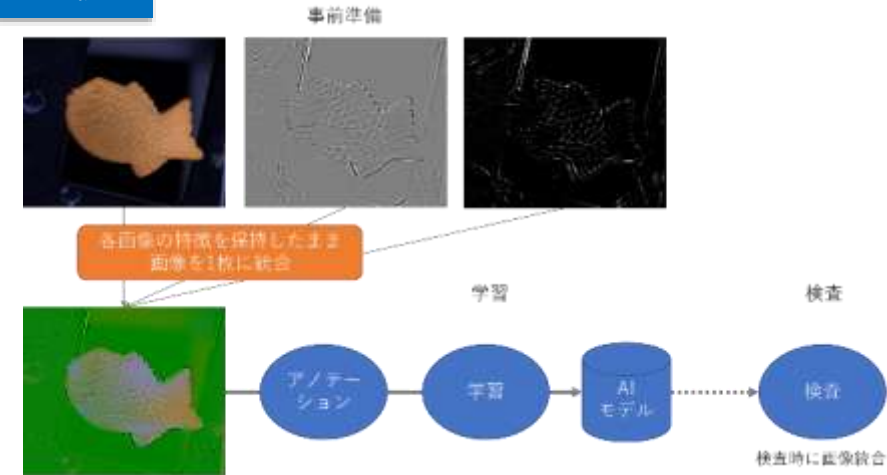
- ▶ 画像の種類（正反射 / 形状画像など）ごとに検出しやすい不良が異なる
  - 複数の不良モードを検出するため、複数画像の検査が求められる場合がある
- ▶ 複数画像を検査する場合のデメリット
  - 画像ごとにアノテーション、AIを作成する必要がある
  - 画像ごとに検査する必要があるため、検査時間がかかる

→ 画像統合

## 通常の方法



## 画像統合



- ✓ 複数画像の情報をあわせて学習・検査できるので**高精度を実現**しやすい
- ✓ 作成するモデルは1つのみ。検査も一回で終わるので**高速**

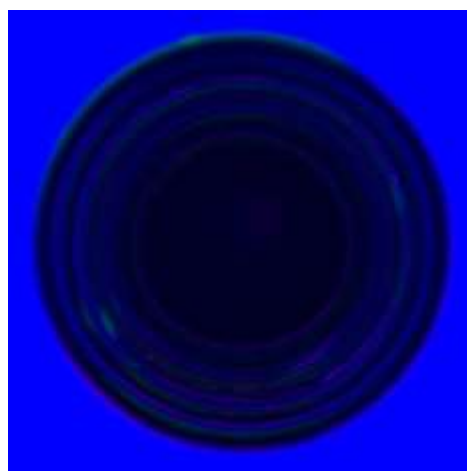




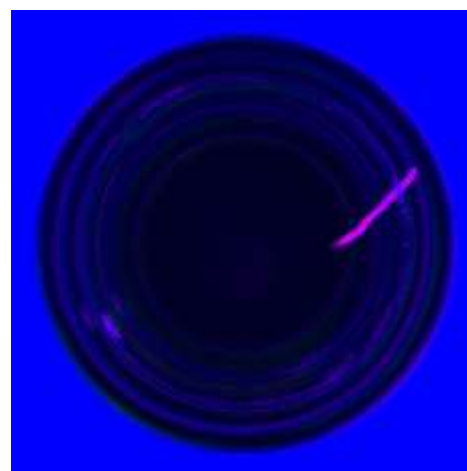
# 検査しやすい画像に変換

※検査対象の製品の形が一定の場合のみ使用可能

- ▶ 正常画像に含まれない特徴が強調されるよう画像変換
  - 学習が容易になり、精度もアップ
  - 特に、欠けやバリなどの検出に効果を発揮



差分画像（正常品）



差分画像（不良品）

- ✓ 検査対象によっては非常に高精度な検査を実現可能
- ✓ 検査タクトへの影響は無視できるレベル



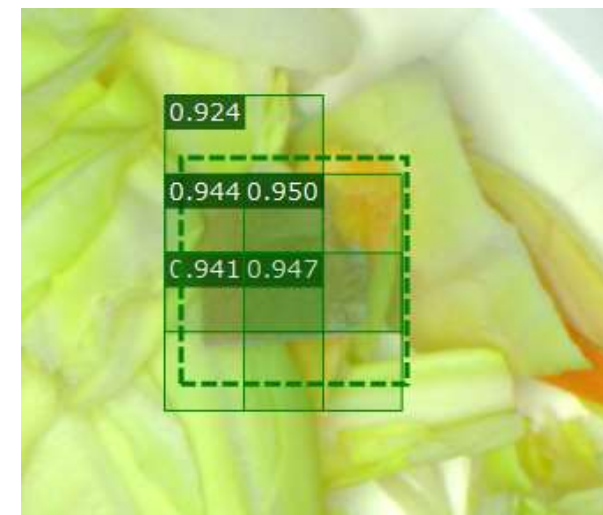
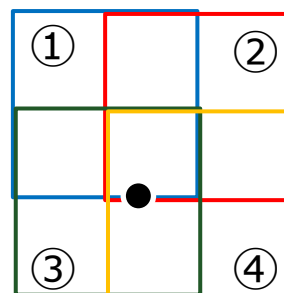


# 検出漏れの低減

## ▶ 検出率100%のAIを作るのは困難

⇒検出率が多少低くても、検出漏れを発生しない仕組みが必要

## ▶ Roxy AIは、検査範囲をずらしながら各領域を4回ずつ検査



## ▶ 領域の境界にある不良は検出が難しい場合があるが、別の領域での検査でカバー

- 上の図の場合、領域①②の検査では検出が難しくても、領域③④の検査で検出

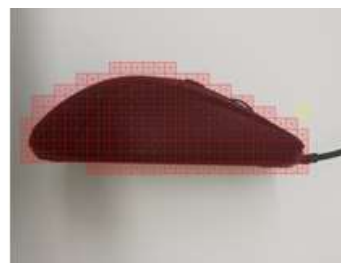
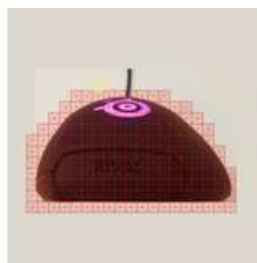
- ✓ 検査時間は長くなるが、検出漏れが減る手法を採用。それでも高速
- ✓ 不良の特徴を掴んでさえいれば、不良の位置に関係なく高精度で検出可能



# 過検出の低減

- ▶ 1つのAIモデルに対して複数の検査領域を設定可能

想定利用シーン	利用イメージ
ロボットアームで撮影する場合	撮影する場所ごとに検査領域を設定
複数のカメラで撮影する場合	カメラごとに検査領域を設定



- ▶ 効果

- 余分な領域の検査を省くことにより、過検出の低減、高速

- ▶ 副次的な効果

- 検査すべき箇所に注力して学習できるため、学習の難易度低下、学習時間の短縮
- 複数方向からの検査を統合できることで、作成するAIモデルの数を削減



# 環境の変化に強いAI

- ▶ PoCの精度は良かったが、実運用に入ると精度が出ない
  - 現場で起きる様々な環境変化に対応できないのが原因の1つ（明るさの変化など）
- ▶ 明るさやノイズなど、現場で起きうる変化を想定して学習データを生成
  - 変化を予め学習しておくことで、実運用で精度が出ないリスクを低減
  - 変化の度合いを確認することで、現実にはあり得ないデータの混入を防ぐ

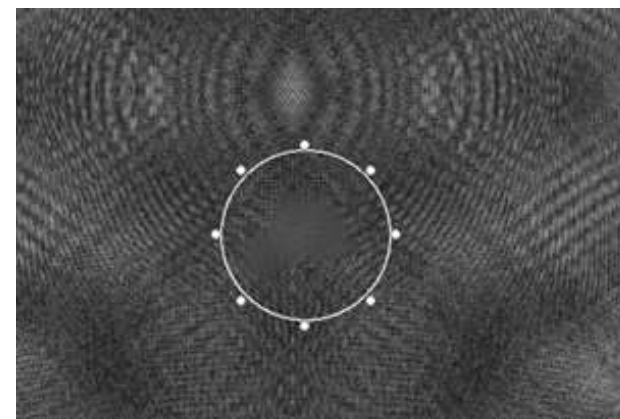
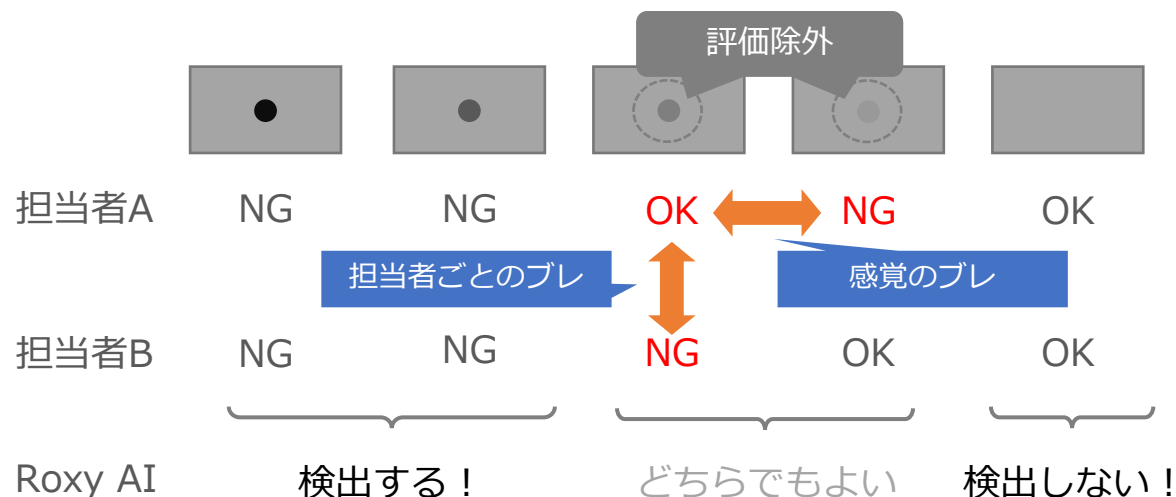


# 人の判断のブレを吸収

※テスト画像でAIが検出すべき不良を指し示したアノテーション。  
精度算出の指標となる

## ▶ 不良の種類によっては、**正解アノテーション※**を厳密に指定するのは困難

- 担当者間の判断のブレだけでなく、一人の担当者の中でもブレが発生する
- 正解アノテーションが不正確な状態で、良い精度を実現しても意味がない



## ▶ 正常・不良どちらとも判定できるグレーゾーンは「評価除外」としてマーキング

- 評価除外とした領域は、検出しても検出しなくても正解として扱う
- レポート機能で評価除外とした箇所を一覧表示。グレーゾーンを共通認識化



# 学習に寄与しないデータの削減

- ▶ 背景など単調な画像は、AIは簡単に学習
  - 単調な画像が多いと、学習すべき特徴を持つ画像の割合が小さくなり学習効率が低下
- ▶ 学習データの中から単調な画像を自動的に抽出
  - 一定数を間引くことにより、学習すべき特徴を持つ画像の割合を増やす



# 学習しにくい不良をピンポイント強化

- ▶ ワンクリックアノテーションの情報だけでは学習しにくい場合にヒントを追加
  - 不良の位置をおおよその位置を囲むだけ
  - すべての不良に対してヒントは不要
    - ✓ 要チェック画像で抽出された画像のいくつかにヒントを与えればよい



- ▶ 学習時は数回に 1 回、ヒント領域以外をマスク
  - 不良の特徴だけを見ることができるので、学習が進みやすい





# ショートカットの早期検出

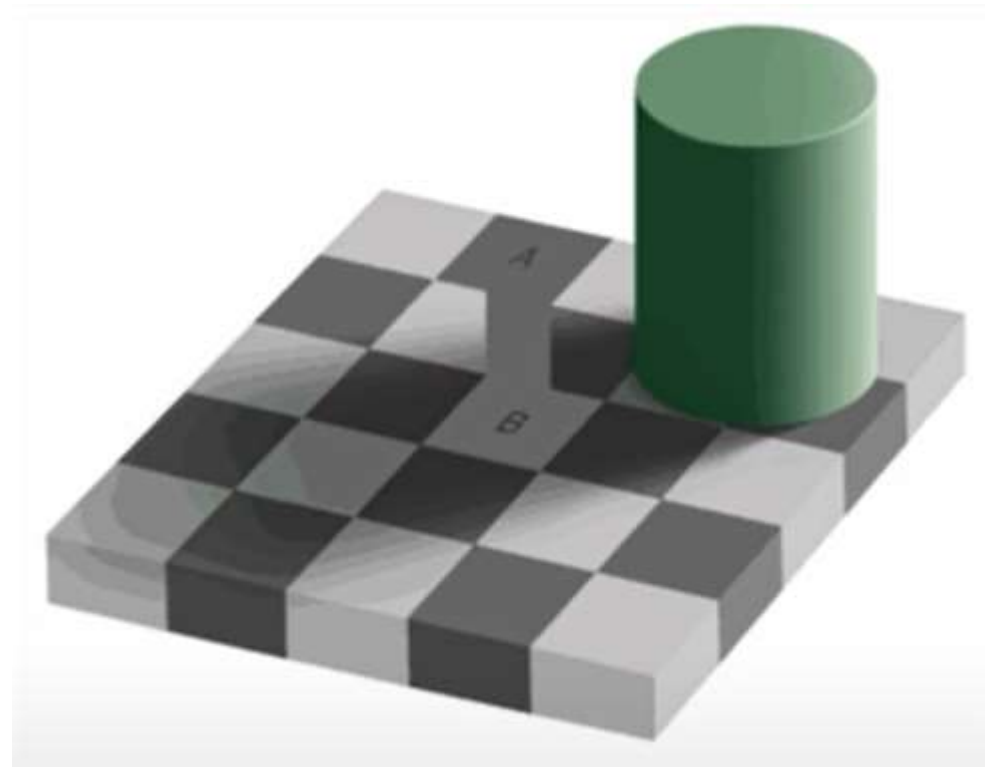
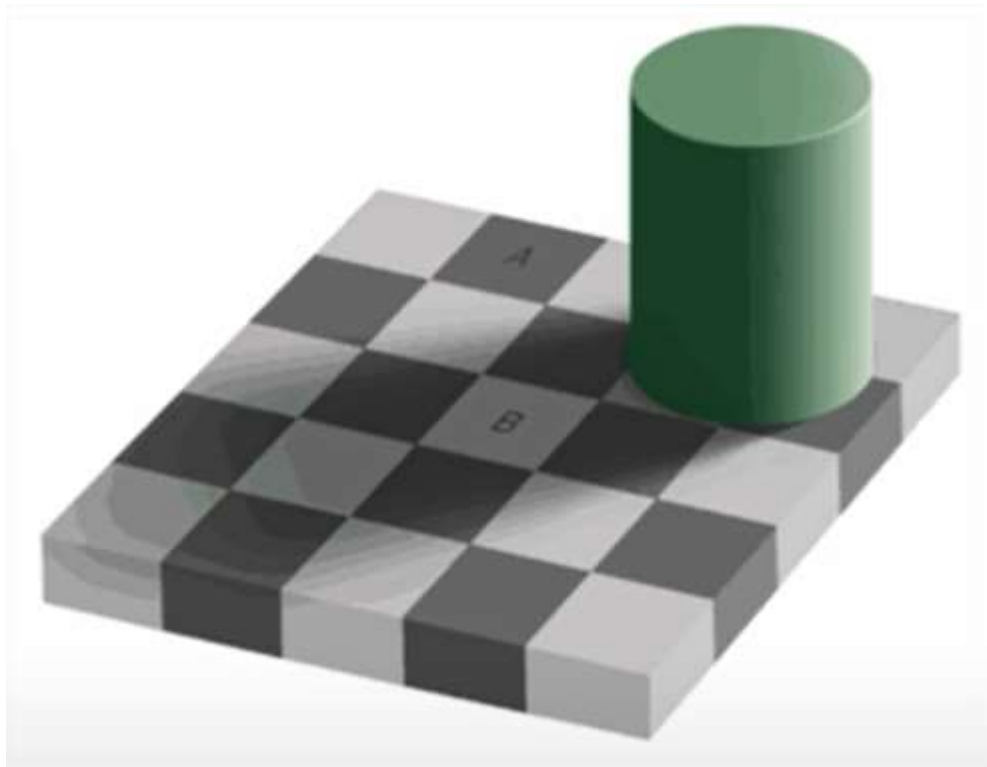
- ▶ 正常／不良、学習データ／テストデータ間の色分布・画像特徴量のギャップをチェック
  - 一定以上のギャップがある場合は警告



# 參考資料

# 人の目の曖昧さ

- ▶ 左図のA/Bの色はどちらが濃い？
  - 右図を見るとわかるように、どちらも同じ色
- ▶ 曖昧な人の目で仕分けられたデータには間違いがある



仕掛けが満載  
それを実現するための  
「高精度」  
口先だけじゃない

Roxy AI がよくわかる

 動画公開中

<https://roxy-ai.jp/movie/>



「高性能なAI」だけでは  
たどり着けない精度を実現  
データを磨けば、精度は必ず上がる

# Roxy AI