

2021年度総理工セミナー

森野, 佳生
九州大学大学院総合理工学研究院 : 准教授

松島, 宏典
久留米工業高等専門学校 : 准教授

榊, 泰直
国立研究開発法人量子科学技術研究開発機構 : 上席研究員

手島, 裕詞
佐世保工業高等専門学校 : 准教授

他

<https://hdl.handle.net/2324/4774190>

出版情報 : 2021-03-12. Kyushu University
バージョン :
権利関係 :



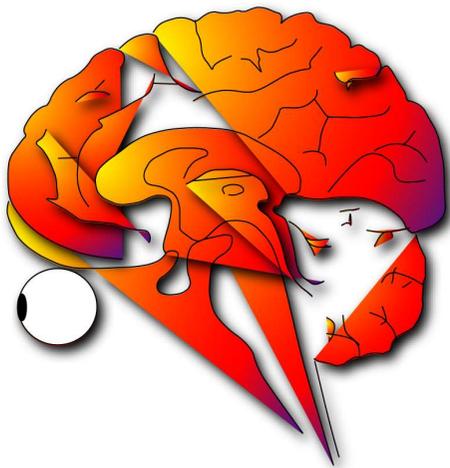
独立行政法人国立高等専門学校機構

大分工業高等専門学校

National Institute of Technology, Oita College

工業製品外観検査や社会インフラ劣化診断 へのディープラーニングの応用

大分高専 電気電子工学科 木本智幸



2022/03/12 九州大総理工セミナー

工業製品では良品/不良品の検査が必要

容易：測定器を使ってできる検査（動作確認、サイズ、重量）

困難：外観検査（キズの有無や塗装不良などの画像検査）
未だに、人の目に頼ることも多い

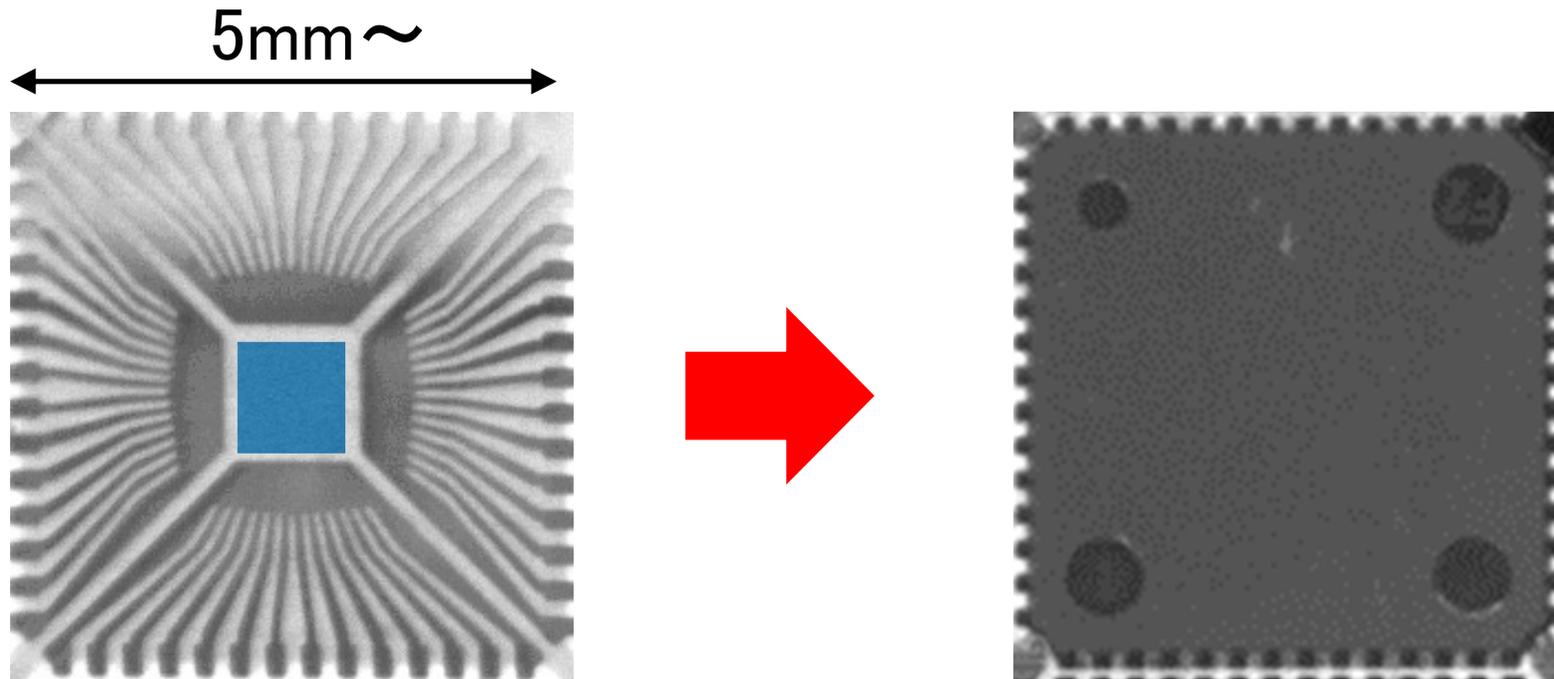
今日の発表では、

- ① 画像検査にはディープラーニング(AI)が有効
- ② どのくらいの事ができるのか

についての開発事例（社会実装した例）で説明します

※開発事例を3つご紹介しますが、同じ手法は、
色々なことに使えます。

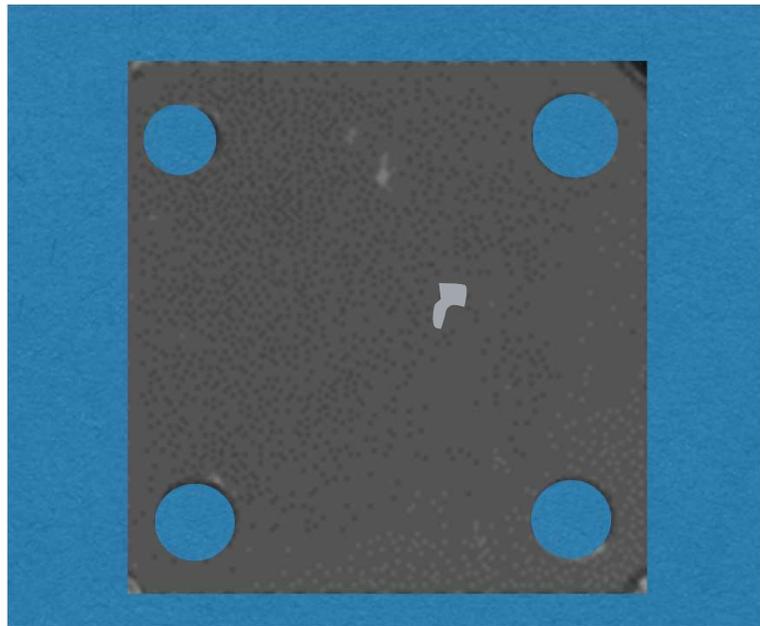
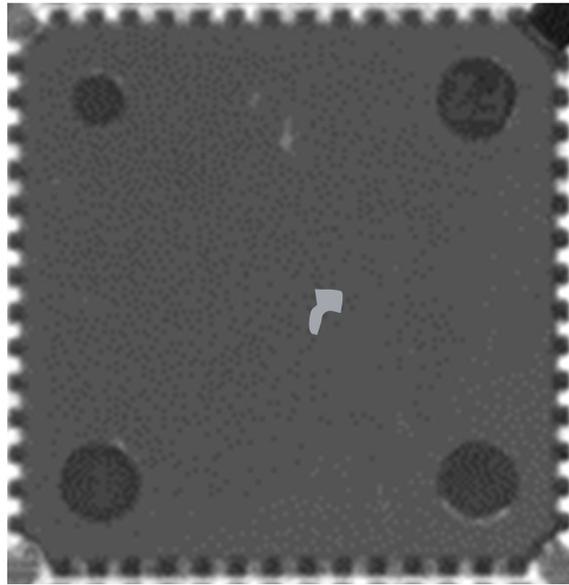
① ICの樹脂モールの傷検査



●前工程 (ICの回路を作る)
テスターで動作確認の検査

●後行程 (樹脂による保護)
キズがないかの検査

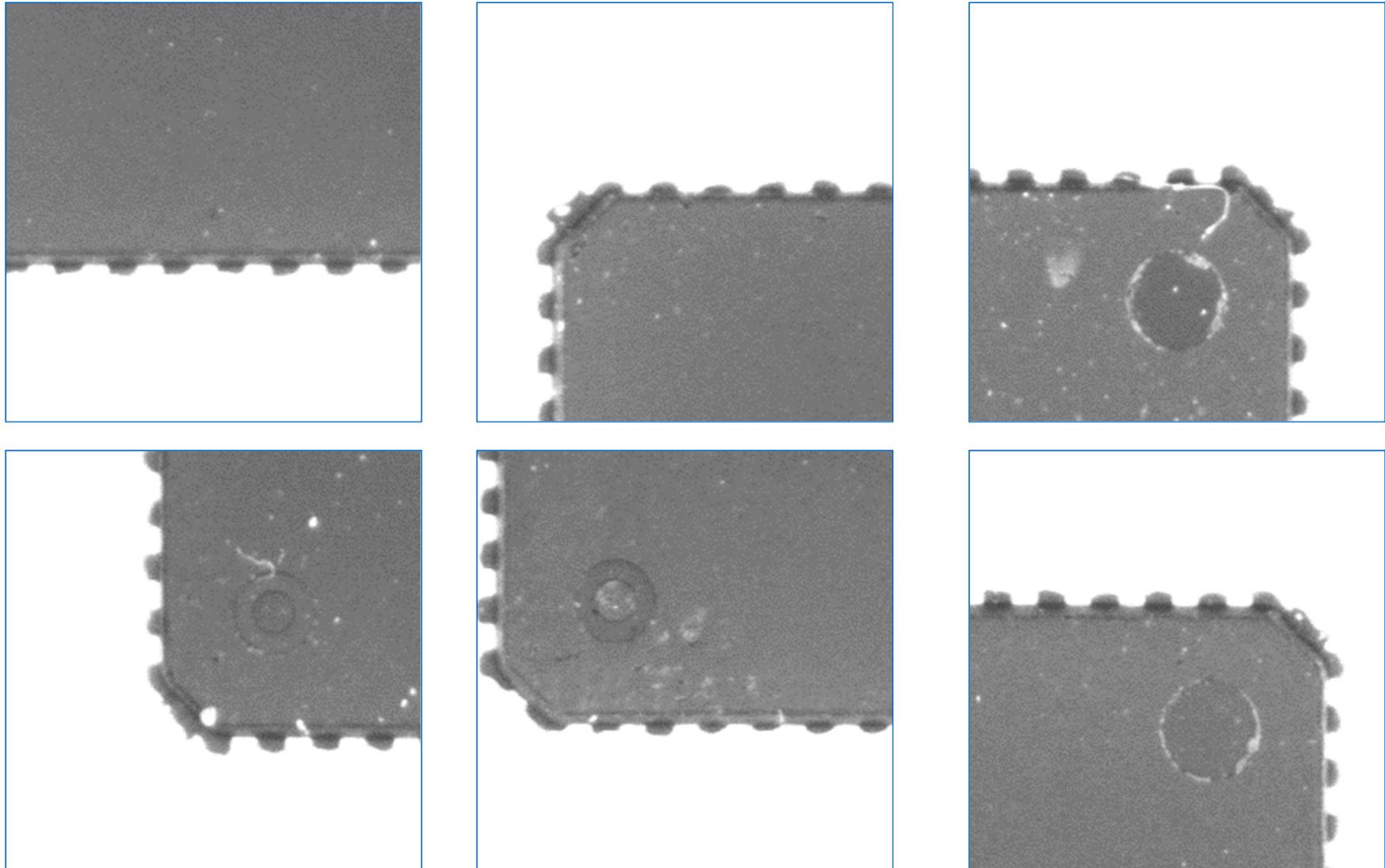
従来の画像検査法とその問題点



空間微分を取って、微分値がしきい値以上なら不良

- ✖ 空間微分が大きいのは傷だけでない
→ 検査個所以外をマスキング
マスキング境界の傷は検査不可
- ✖ キズの大きさや形が様々
→ しきい値がキズによって異なる
- ✖ 表面の不均一性
→ 表面の不均一性をキズと誤判断
- ✖ 金型の劣化で、モールの滑らかさ(黒さ)が変化する
→ しきい値の再設定が日々必要

実際のキズ(ボイド)は難問

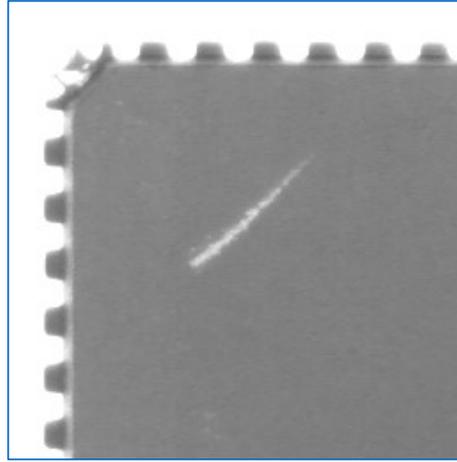


どこが不良か分かりますか？※色むらは不良ではない
特に、エッジや角の円に掛かる不良は検出が困難

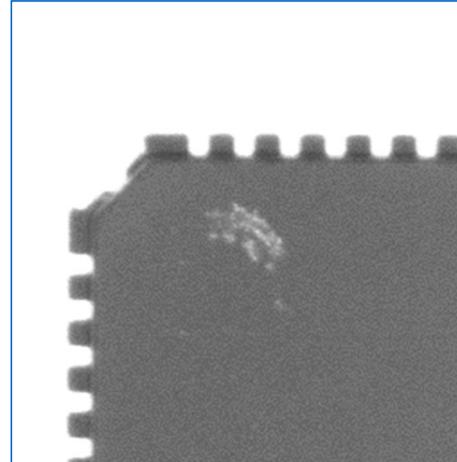
さらに不良はボイドだけでない



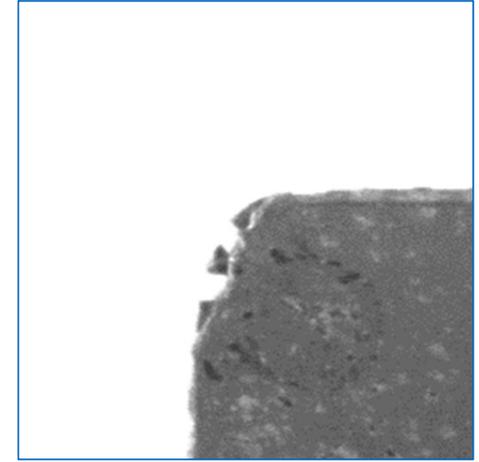
異物付着



キズ



汚れ



充填不良

良品/不良品の2分類ではなく、多クラス分類もしたい。
どの不良が出始めたかで、製造ラインのどこが悪いのかを
特定できるので修理箇所の当たりがつけやすい



目標

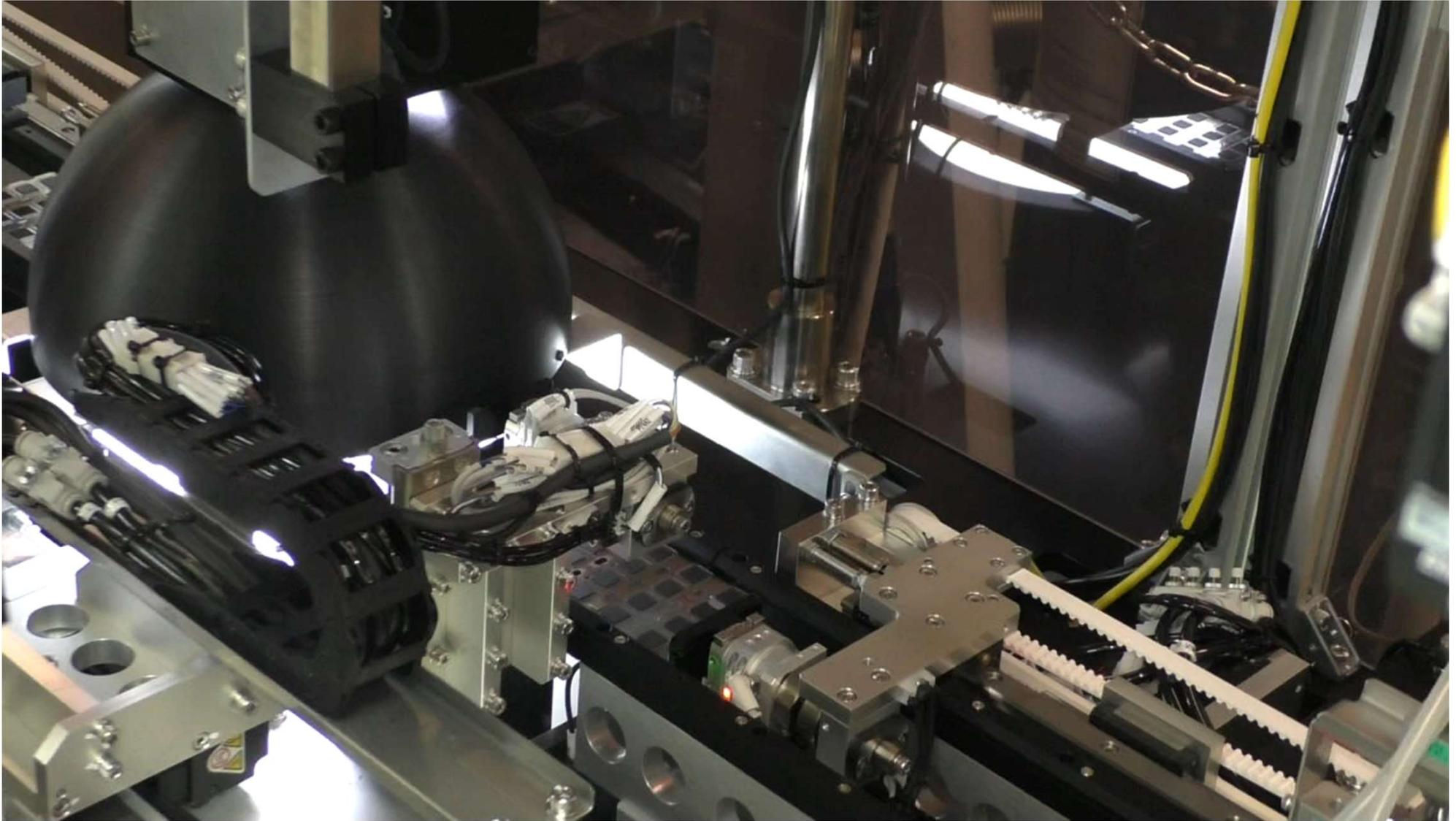
マスキングせず
しきい値を設定しなおさず
複数種類の不良も識別する

開発したIC外觀検査装置

共同研究先：地元企業、納品先：大手半導体メーカー



開発したIC外観検査装置



IC外観検査装置のベンチマークテスト

		AIの判定結果(枚数)					
		良品	充填不良	ボイド	キズ	汚れ	異物
正解 スル 枚数	良品	3280	0	4	1	2	5
	充填不良	0	1234	36	0	0	0
	ボイド	0	1	205	0	1	3
	キズ	0	0	0	1759	5	3
	汚れ	0	0	1	77	1339	5
	異物	0	0	1	1	0	333

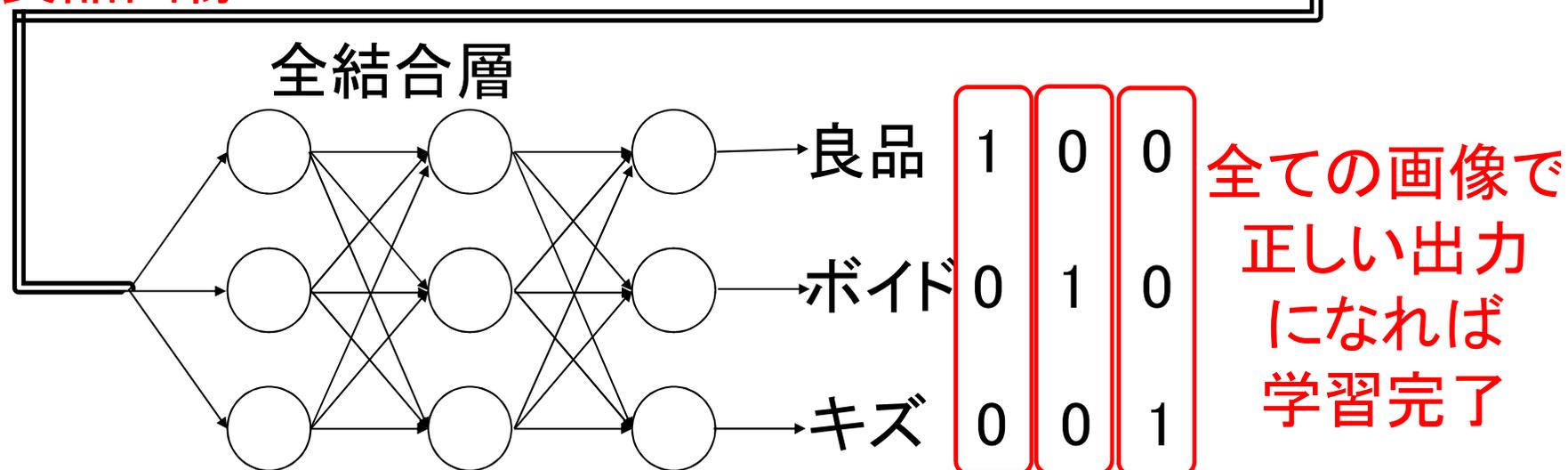
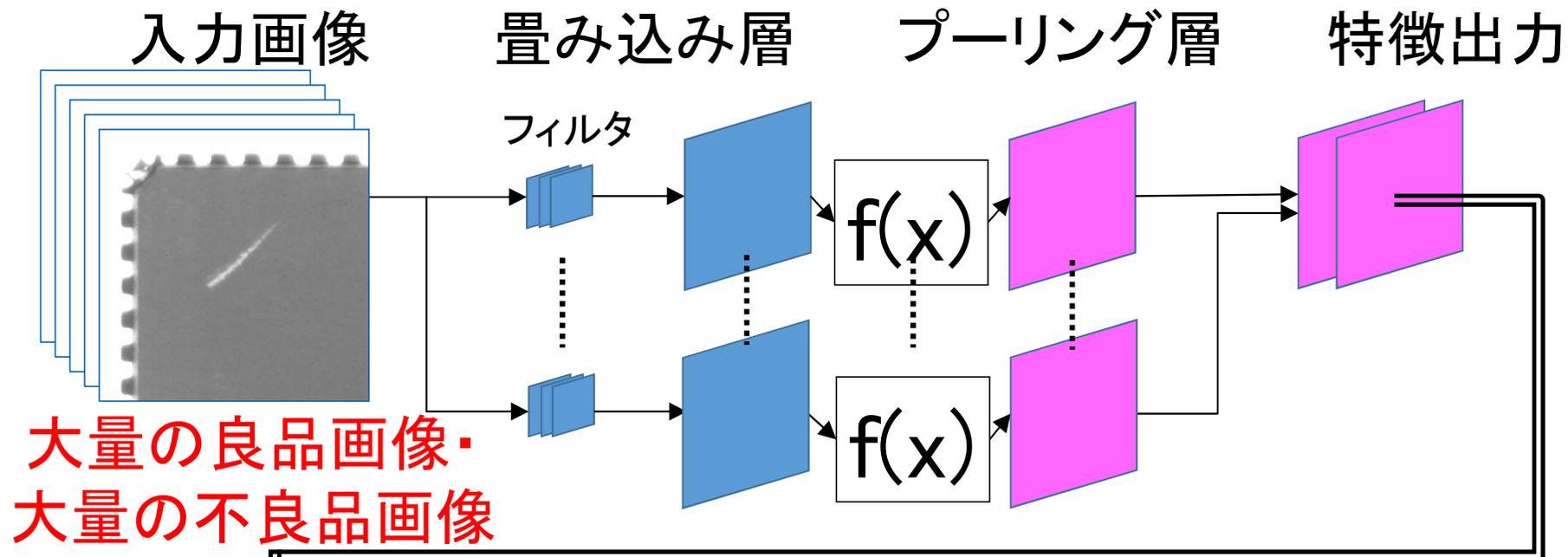
		AIの判定結果(枚数)	
		良品	不良品
正解 スル 枚数	良品	3280	12
	不良品	0	5004

どうやって識別させているのか？

手法はいたってシンプル:

6クラスの画像を畳み込みニューラルネットワーク
(CNN)に学習させるだけ

畳み込みニューラル(CNN)でIC画像を学習



開発したIC外観検査装置

仕様:

- ① マスキング不要
- ② しきい値の設定し直し不要
- ③ 不良品の誤判定ゼロ
(CNN+各種アイデアで実現)

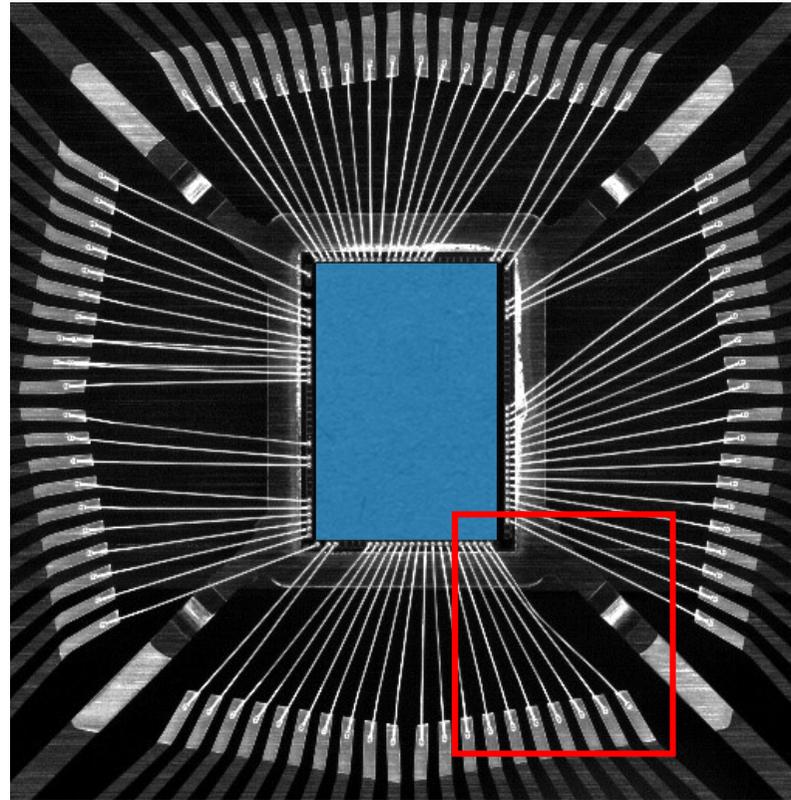
困難なこと:

- ① 大量の画像集めと正解ラベル付け(AIで苦勞するのは、ほぼこれ。今日の発表は終始これがメインテーマ)
- ② 不良品の誤判定をゼロにすること(正解率99%は容易だが100%が困難)



特許 第6630912号(2019)
九州発明表彰2020年度大分県知事賞

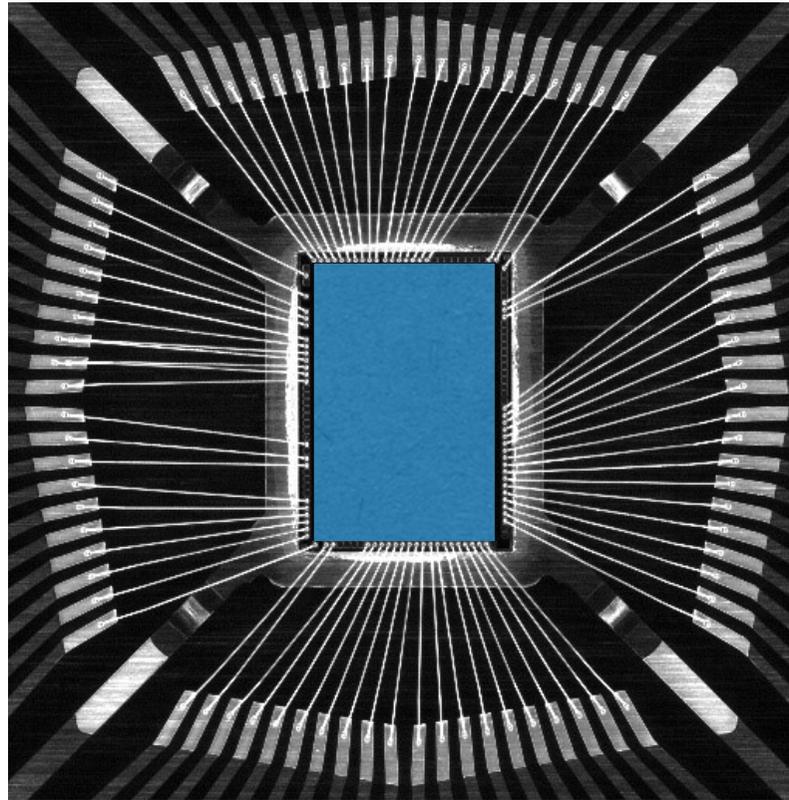
② ワイヤーボンディング検査



リードフレームとICチップ本体を金線で接続

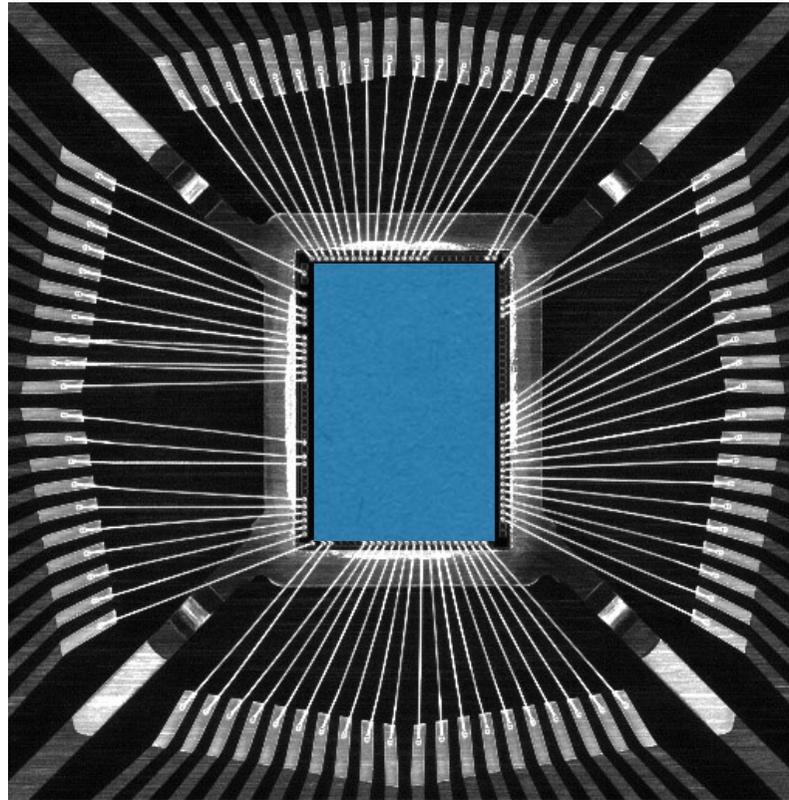
ワイヤーが曲がっていると、樹脂流し込み時にショートする。
曲がりの大きいものは樹脂流し込み前に不良品へ

② ワイヤーボンディング検査



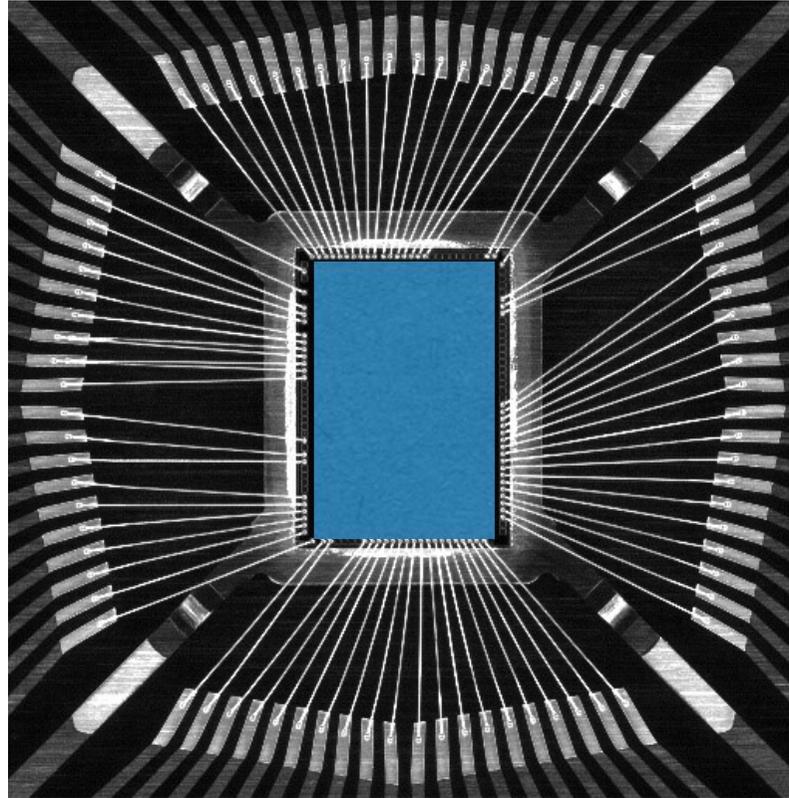
良品でもワイヤーは一つ一つが様々に&微妙に曲がっている。
テンプレートマッチングでは不良品を検出できない

② ワイヤーボンディング検査



良品でもワイヤーは一つ一つが様々に&微妙に曲がっている。
テンプレートマッチングでは不良品を検出できない

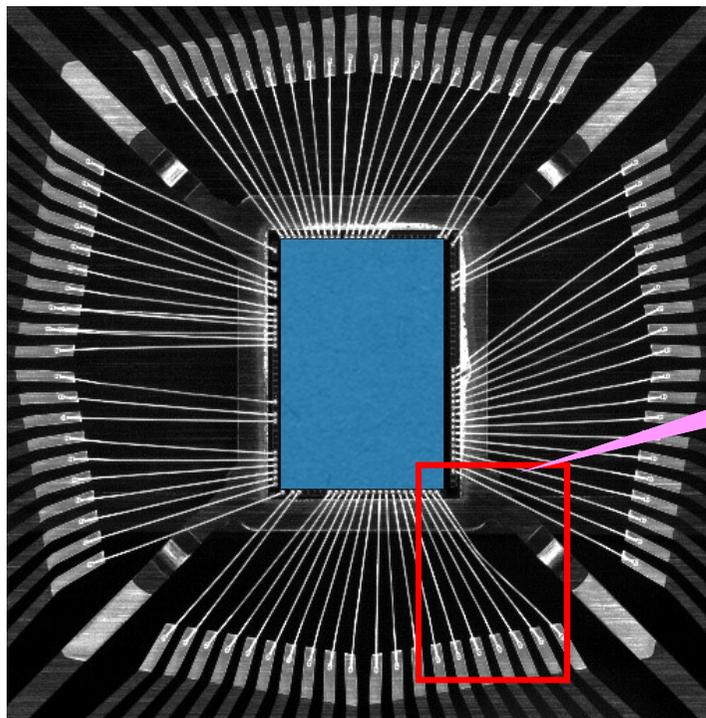
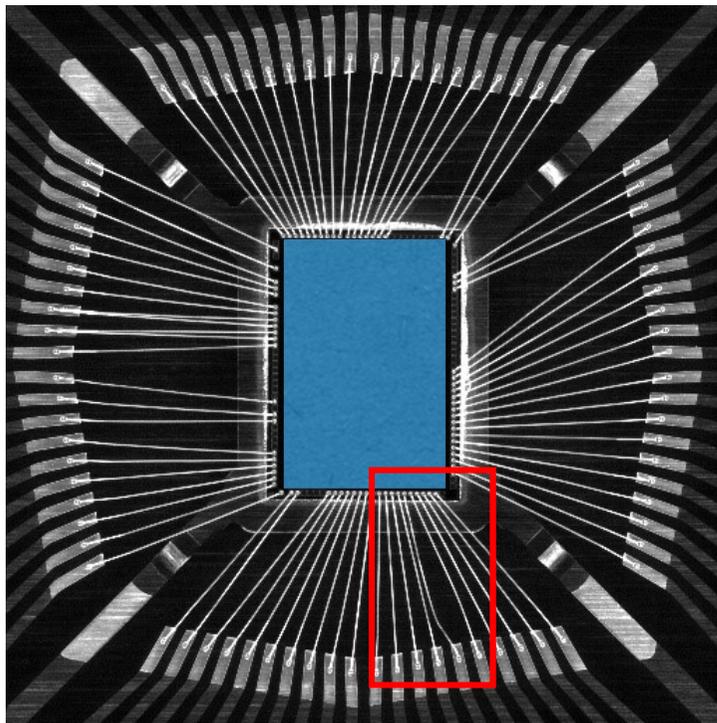
② ワイヤーボンディング検査



良品でもワイヤーは一つ一つが様々に&微妙に曲がっている。
テンプレートマッチングでは不良品を検出できない

→AIを使おう

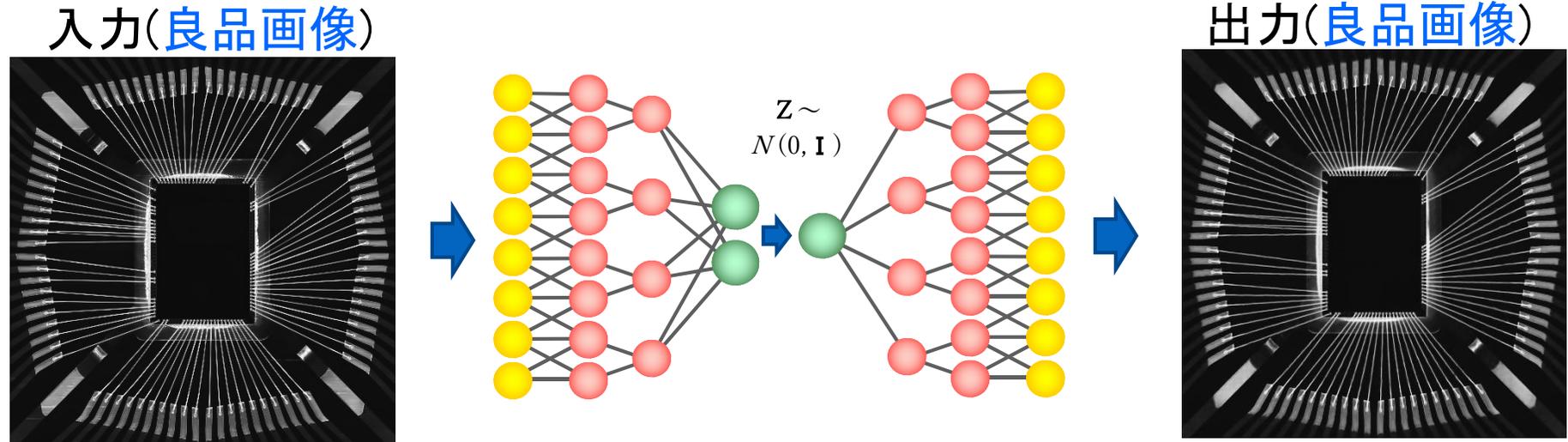
② ワイヤーボンディング検査



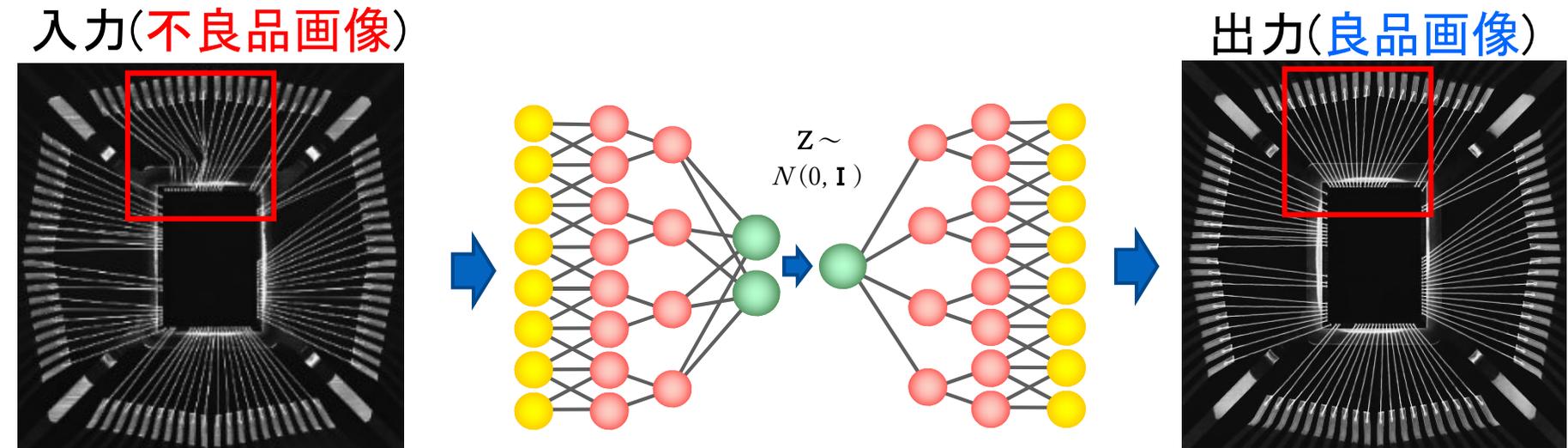
AI:ここに曲がりがあるよ!

- モールド不良に比べて、ワイヤー不良は滅多に出ないので、不良品画像があまり集まらない。
→良品画像だけで検査装置を作ろう!
- CNNは良品/不良品の有無しか判断できない。
不良個所も検出したい!

良品のみでの検査装置の構築



①変分オートエンコーダで、良品画像のみ大量に学習



②学習済みの変分オートエンコーダに不良品を入力しても、学習していない不良品は再構成できず、良品に再構成される

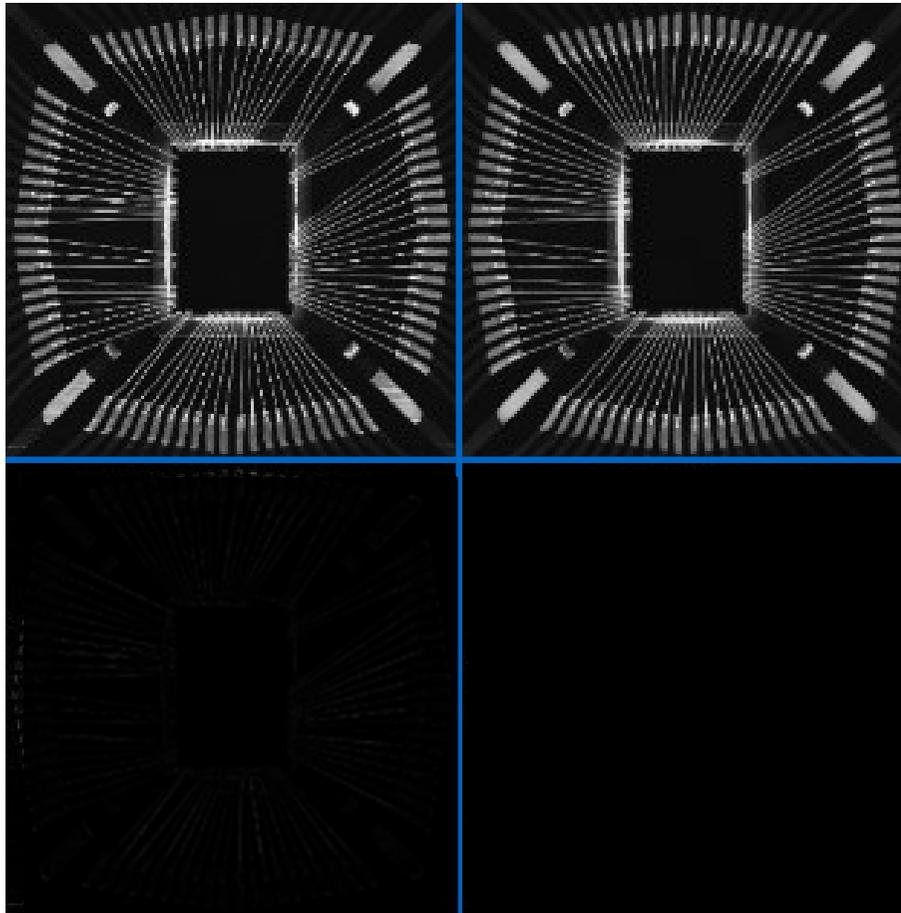
ワイヤーボンディング検査

入力

再構成出力

入力

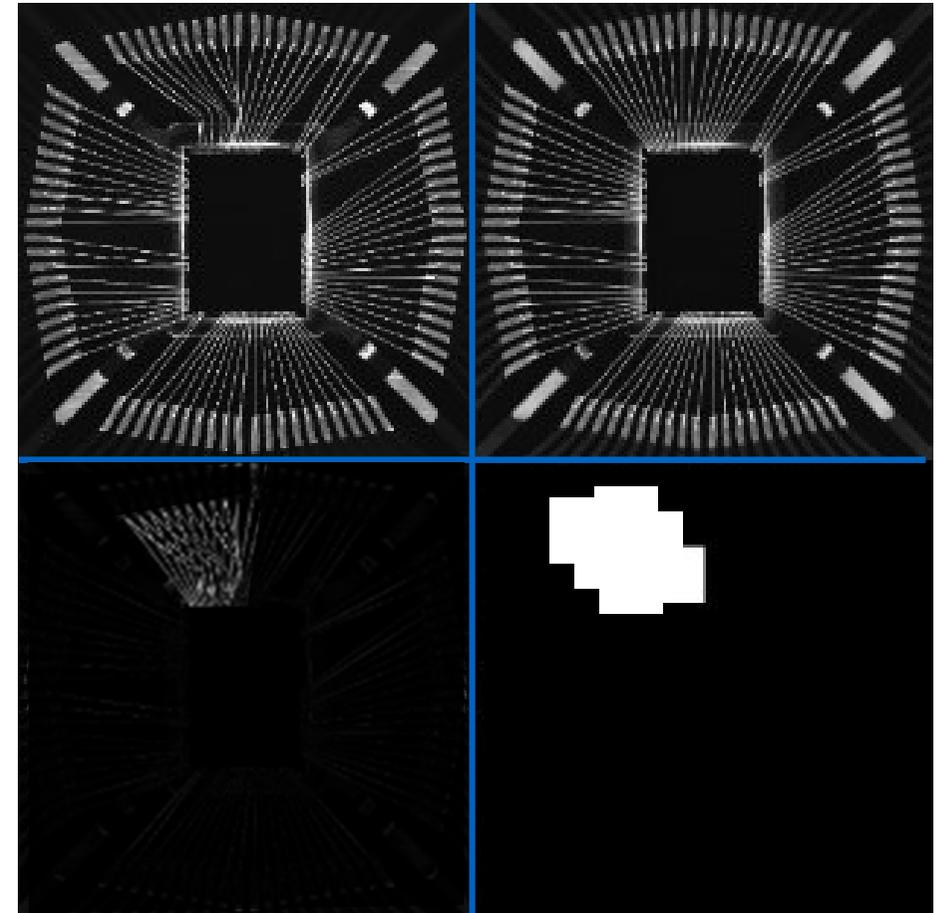
再構成出力



差分

不良位置

良品



差分

不良位置

不良品

ワイヤーボンディング検査のベンチマークテスト

		AIの判定結果(枚数)	
		良品	不良品
正解ラベル (枚数)	良品	2365	9
	不良品	0	98

※画像解像度: 512 × 512 学習はベンチマークテストに使っていない良品画像4453枚を利用。

※4453枚の再構成誤差の最大値を閾値に設定

不良判定品は、数が少ないので、人が再判定も可能。
誤判定の9枚を救うことができる

③社会インフラの劣化診断

(共同研究: 仙台高専 園田教授)

✓ 高度経済成長期から50年経過で社会インフラが劣化

• 道路内部の検査
→ 地中レーダ



• コンクリート内部の検査
→ コンクリートレーダ

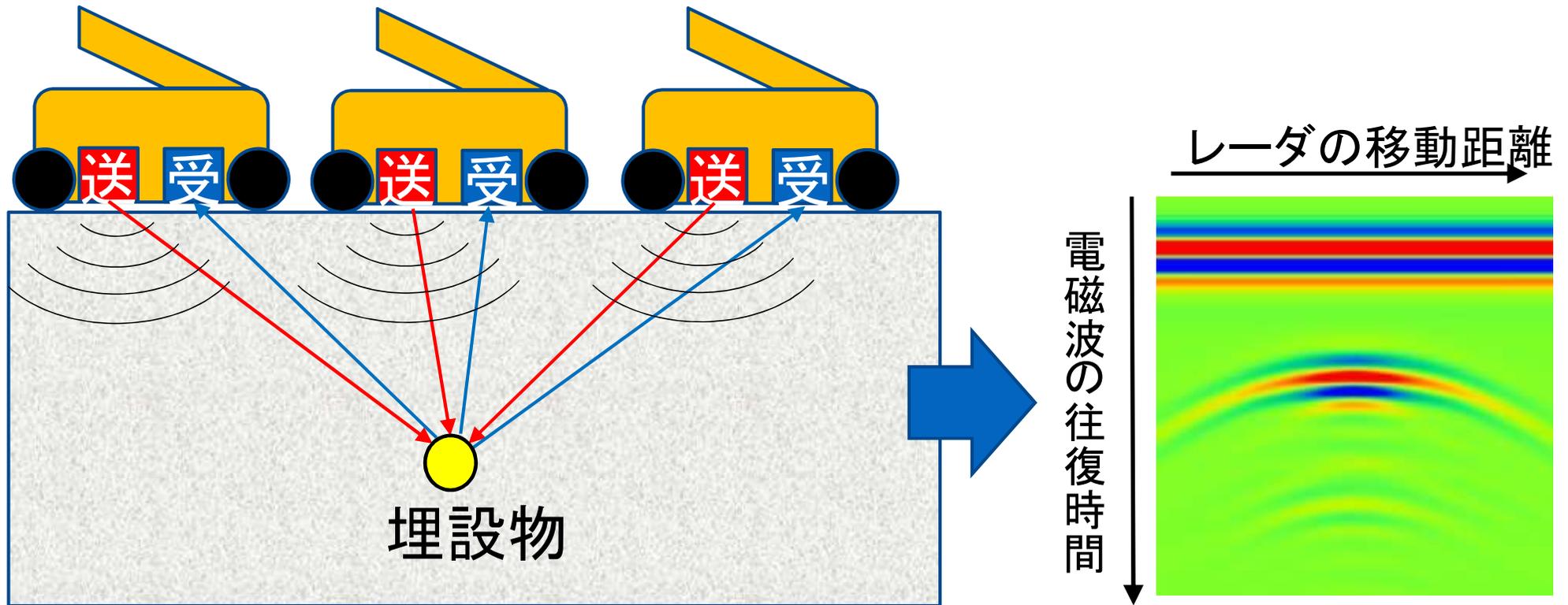
※打音検査だと可能深度は10cm



従来技術とその問題点

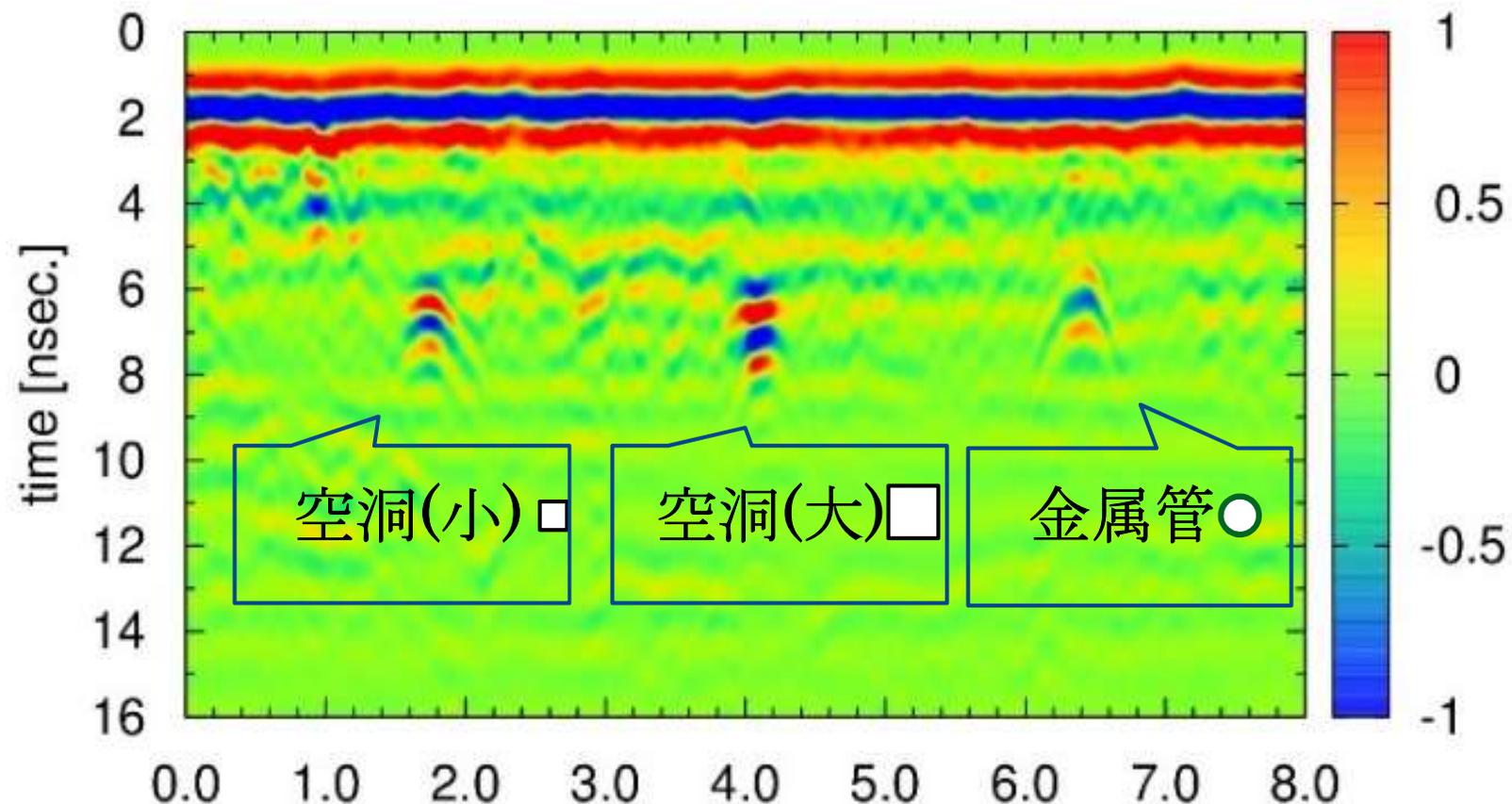
地中レーダは埋設物に当たった電波の反射をみている。

レントゲンの様に物体そのものの形が見えるわけではない



従来技術とその問題点

- 危険因子の空洞か、それ以外の石や埋設管が見抜きたい
 - ⇒ 熟練技術者でも空洞正解率40～70%しかない
 - ⇒ 熟練技術者は、2kmの調査に10日間もかかる



もうひとつの研究背景

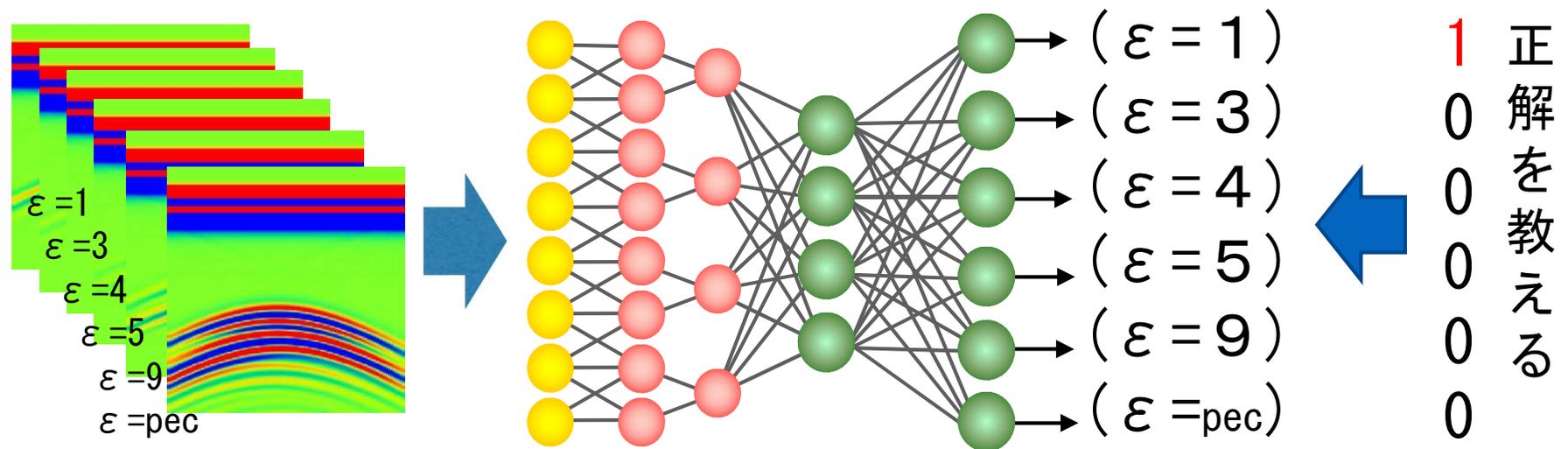
自然災害における行方不明者の搜索



掘らずに埋設物を
を識別したい

深層学習でレーダ画像を学習 & 識別

大量のレーダ画像でCNNを教師あり学習



大量の画像セットを準備するのは不可能

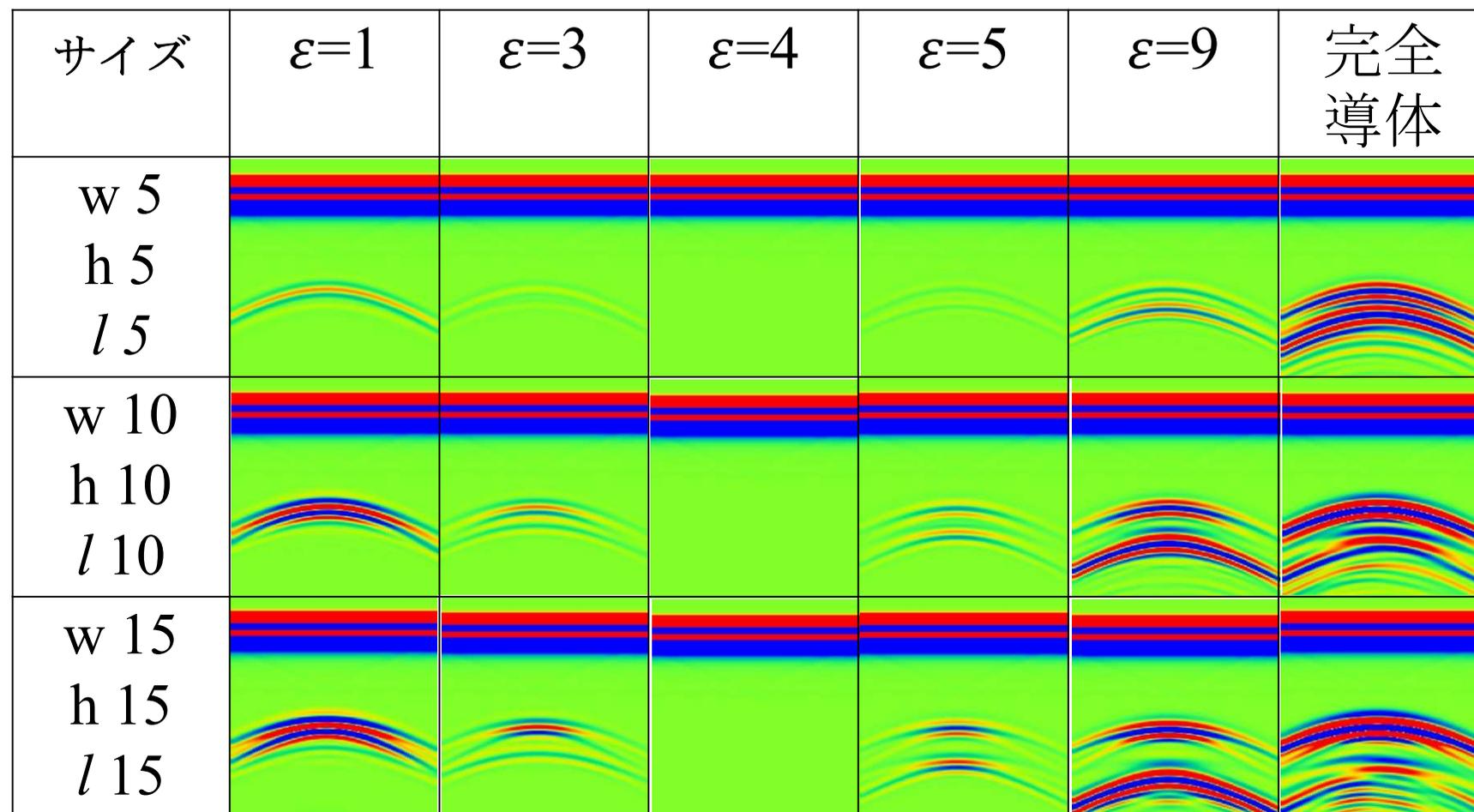
正解ラベル ε は掘らないと分からない。どうする？



掘りやすい砂浜でも、100個を掘るのに丸1日かかった

大量のレーダ画像セットを準備する方法

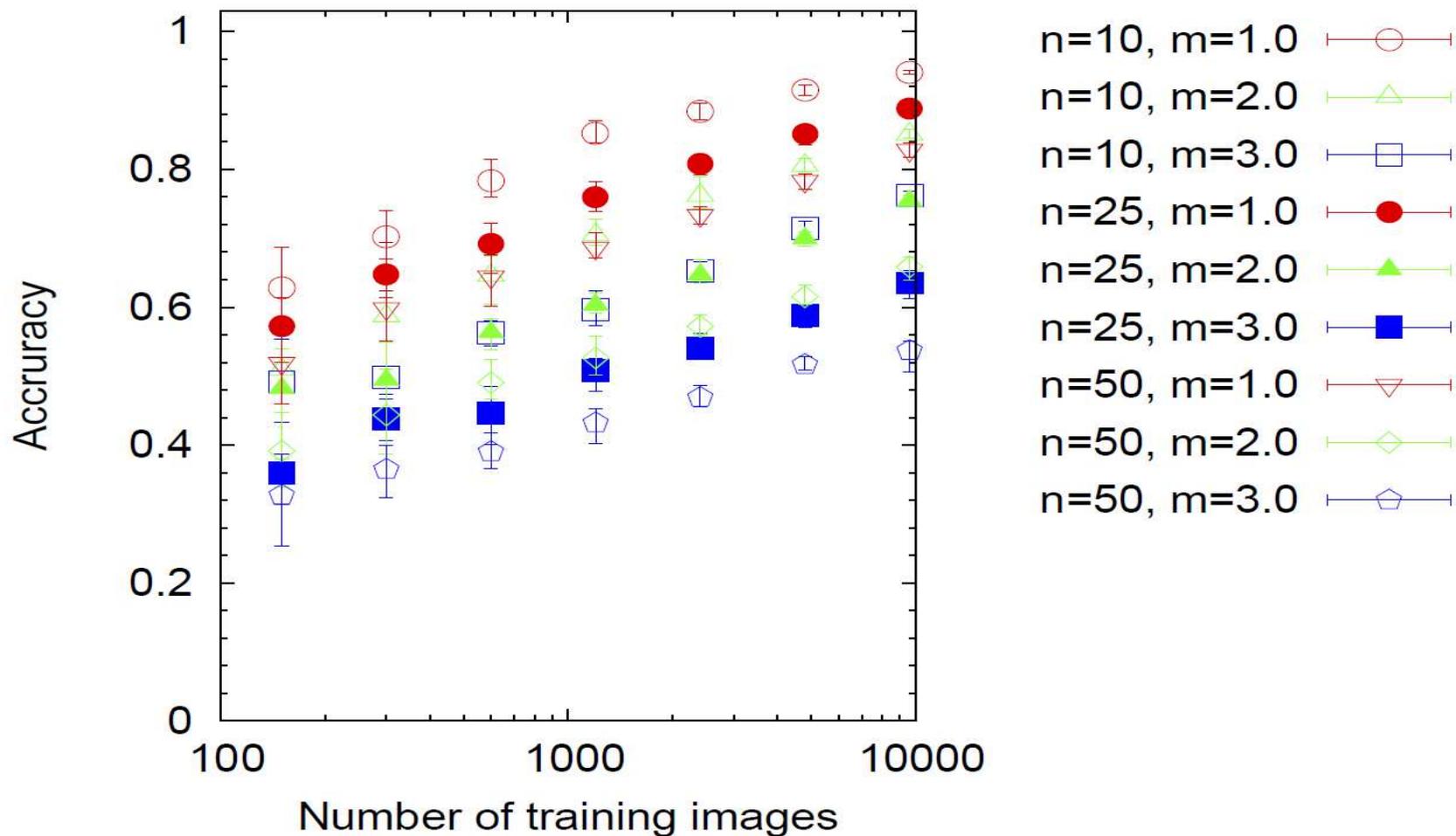
⇒ FDTD法による物理シミュレーションで画像を大量生成しよう！



特許：第6737502号(2020)

6分類識別の実験結果

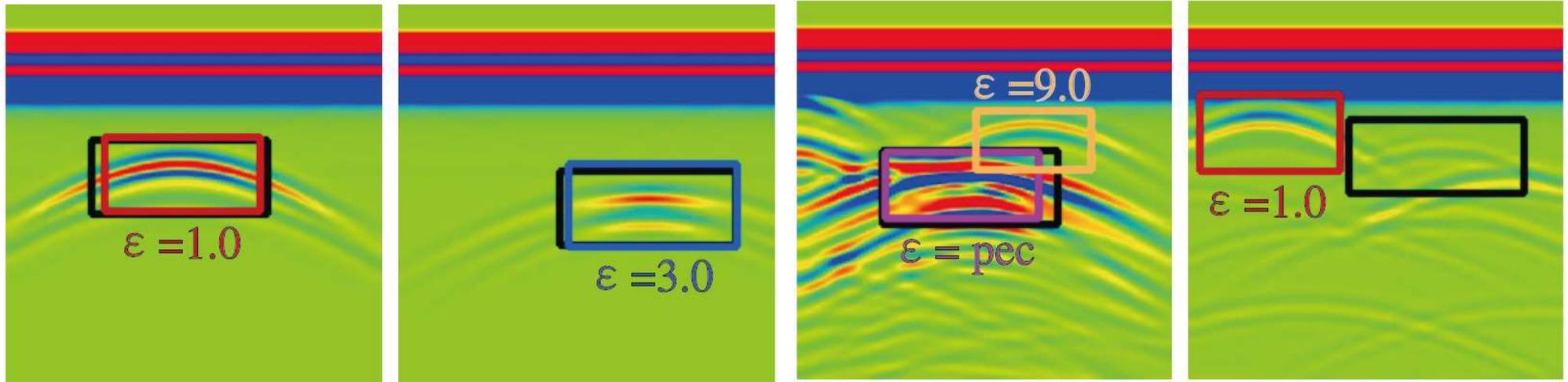
$\varepsilon = 1, 3, 4, 5, 9$, 完全導体 の6種類の識別結果



熟練技術者でも空洞か否かの2択で40%~70%

本技術: 散乱体が少なければ、6種類識別で90%

YOLOを使った地中レーダ画像からの物体識別



(a). (5, 5, 10), $\epsilon = 1.0$

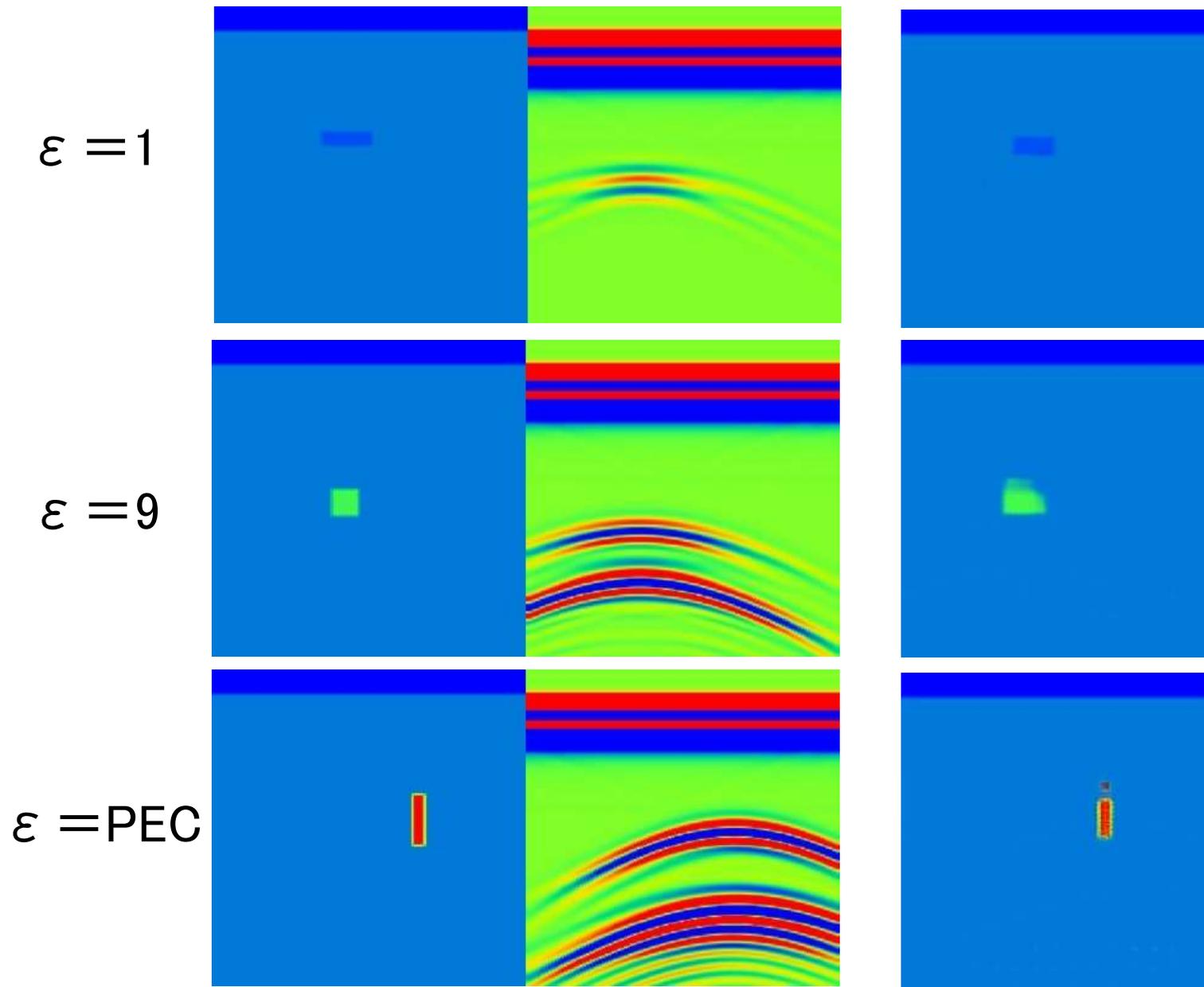
(b). (20, 5, 5), $\epsilon = 3.0$

(c). (10, 5, 5), $\epsilon = pec$

(d). (5, 10, 20), $\epsilon = 5.0$

CNNでは、画像内のどこに物体があるか分からないので、YOLOを使って地中レーダ画像から物体の位置も識別

条件付きGANを使った地中レーダ画像からの逆問題推定



正解埋設物 レーダ画像 → 推定埋設物
(逆問題推定)

終わり