

製造業におけるAI活用



Computermind

2025年6月3日

- 1991年山梨県甲府市で創業したソフトウェアベンダーです
- 製造業のお客様をメインに様々な分野で課題解決をするコンサルティング、ソフトウェアシステム開発を行っています。
- 現在は画像認識とSLAMを2本柱としています。

Deep Learning

画像認識

GPGPU

エッジAI

SLAM

点群

3D再構成

シミュレーター

代表者 : 萱沼 常人
従業員数 : 190名
(東京 : 115名、山梨 : 75名)



甲府本社



甲府テクニカルセンター



東京本社



古賀 直樹

株式会社コンピュータマインド R&D推進室 室長
ソフトウェアエンジニア（機械学習、組み込み分野）
神奈川県横浜市生まれ



松井秀喜、戸叶尚 世代



Interface 2024年10月で
「AI画像認識による異常検知」という記事を執筆させていただきました」

AI → 画像認識 → 製造業のお客様 → 外観検査の自動化

- **欠陥箇所の形状は多種多様**
→同じ種類の欠陥でも微小な違いのものが多種多様に存在する
- **異常の検出には高い専門性・経験が必要で、それを明確にルール化・判定基準の定量化をするのが難しい。**
- **各工場・拠点ごとに環境が異なり（環境光など）すべての環境において性能を出すのが難しい。**

→機械学習のアプローチが有効

ルールベース

人間が特徴を捉え、認識ルール・アルゴリズムを手作業で設計・作成する

機械学習

多数のデータ（画像）から対象の特徴を抽出し、その特徴に近いものを捉える認識器を半自動で作成する

（多数の画像データから対象の特徴を抽出する工程を**学習**と呼びます）



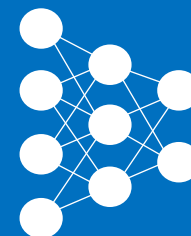
- ・ 人間では言語化・ルール化できない・しにくい特徴を捉えることができる
- ・ 抽象的に特徴を捉えるので、多様性に対して強い

- **多種多様、結果大量のデータが必要**
 - 微妙な形状・色味の差異や、異なる背景に対して強い認識器を作るにはそれらのバリエーションのわかる多種多様なデータが必要
- **正常品のデータはたくさんあるが、異常品のデータは少ない**
 - 年に1回しか出現しない異常も存在しうる
 - 要件によっては未知の異常に対しても検出を求められることがある

- 正常と異常、両方の特徴を覚える



正常か異常かのラベルをつける
(そのデータが何者なのかの正解を
教えて学習させる)



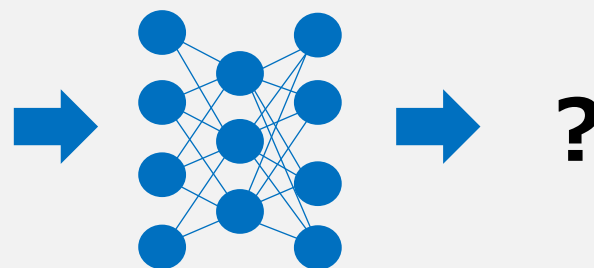
ディープラーニング（深層学習）というニューラルネットワークを用いた画像認識が非常に高精度で広く使われています
CNN（畳み込みニューラルネットワーク）と大規模言語モデルでも使われている
Transformerというしくみをつかったものが主に使われています。

一般的に一番正攻法で、精度も高いと言われるが。。。

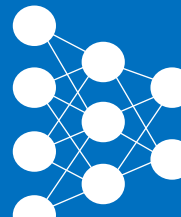
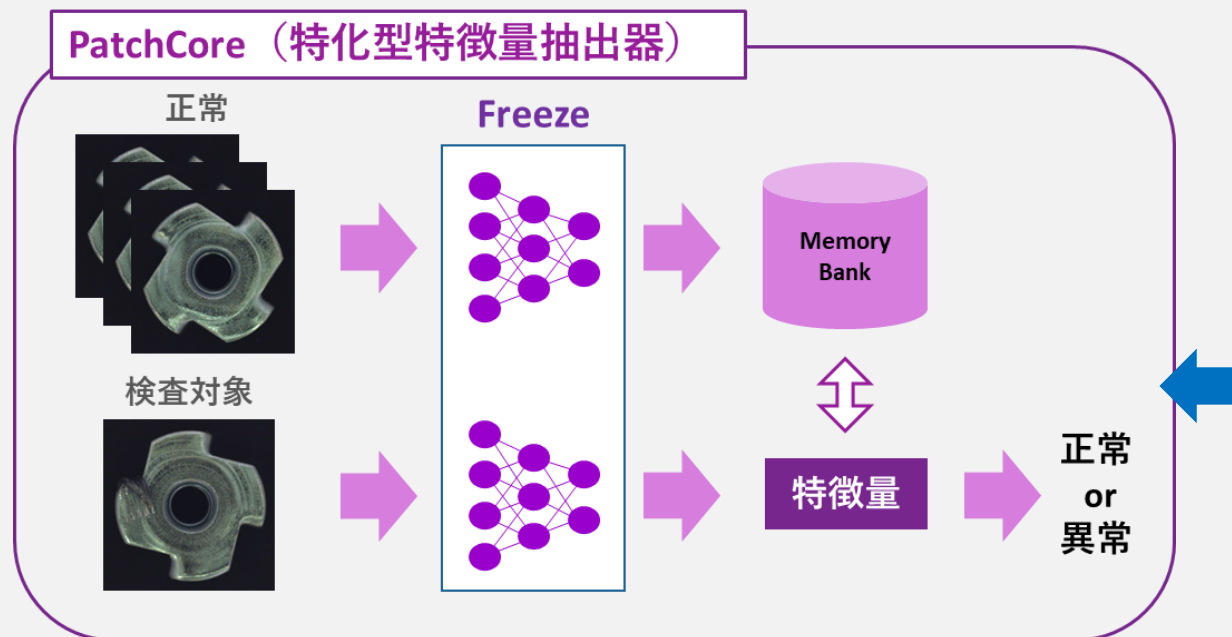
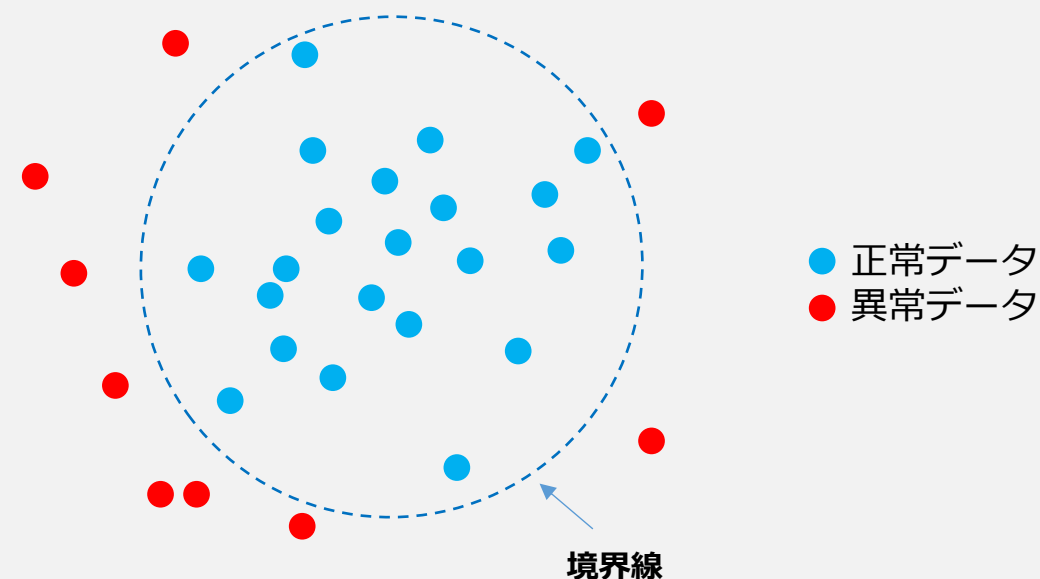
-
- ・ 異常データのサンプルが少ない
 - ・ ラベルをつけるのが手間

- 異常データを使わない（＝正常データだけでなんとかする）
- 異常データを人工的に作り出す

正常の特徴を覚えて、それからかけ離れた特徴を持つものを異常と判定する



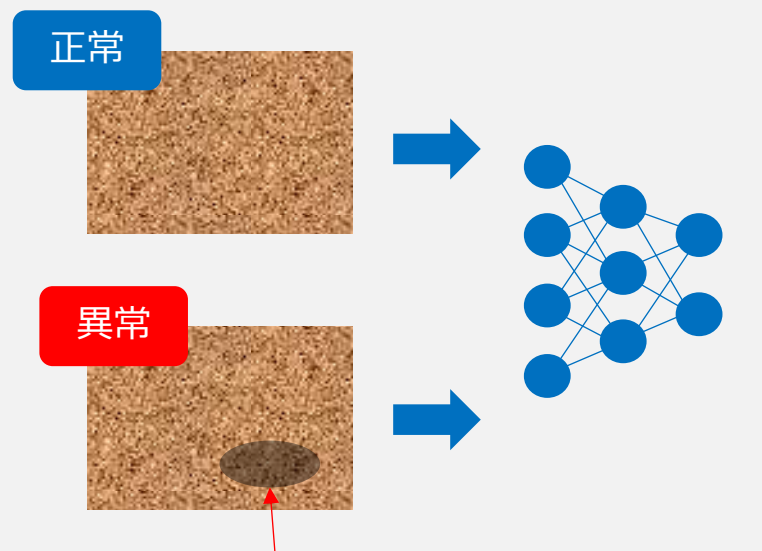
正常だけを復元できるモデル



特徴を捉えるのにCNNをつかって
多様な形状に対する強さを達成して
います
(これが近年の外れ値検知のトレンド)

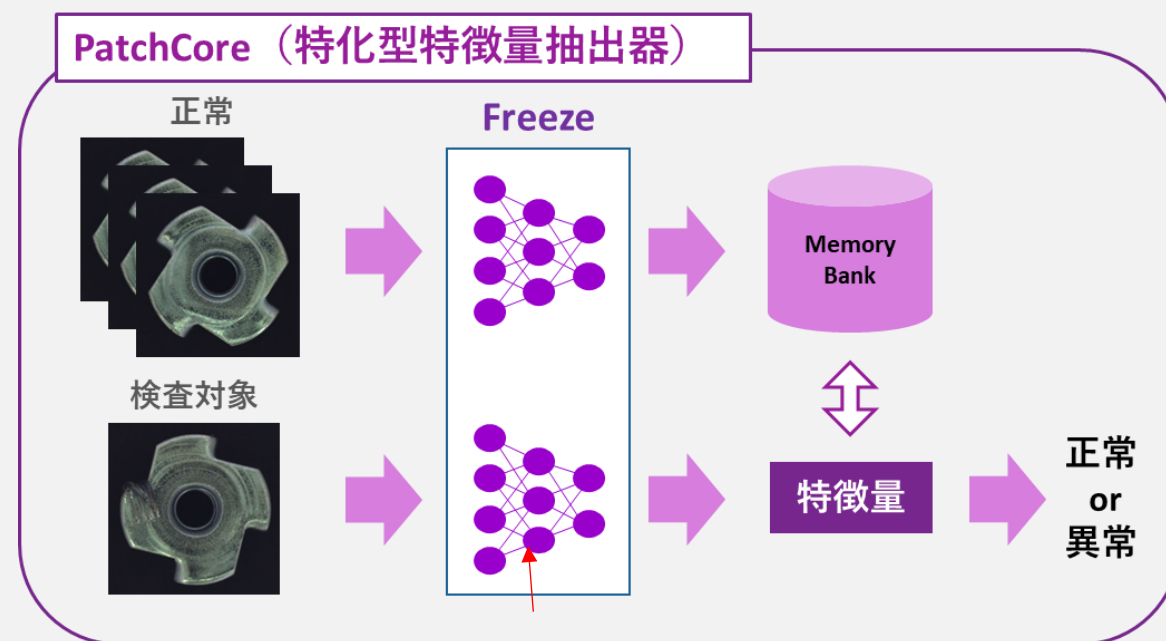
- **自己教師あり学習** → 正常データと擬似異常データで教師あり学習を行う
- **外れ値検知の発展型** → 自己教師あり学習で学習したモデル（特徴量抽出器）をつかって外れ値検知を行う

自己教師あり学習



人工的に正常データを加工して
異常データを生成（擬似異常）
→自分で異常データを生成しているので
ラベルも自動で付与できる

外れ値検知の発展型



自己教師あり学習で作ったモデルを
特徴量抽出器に使う

以前行った実験

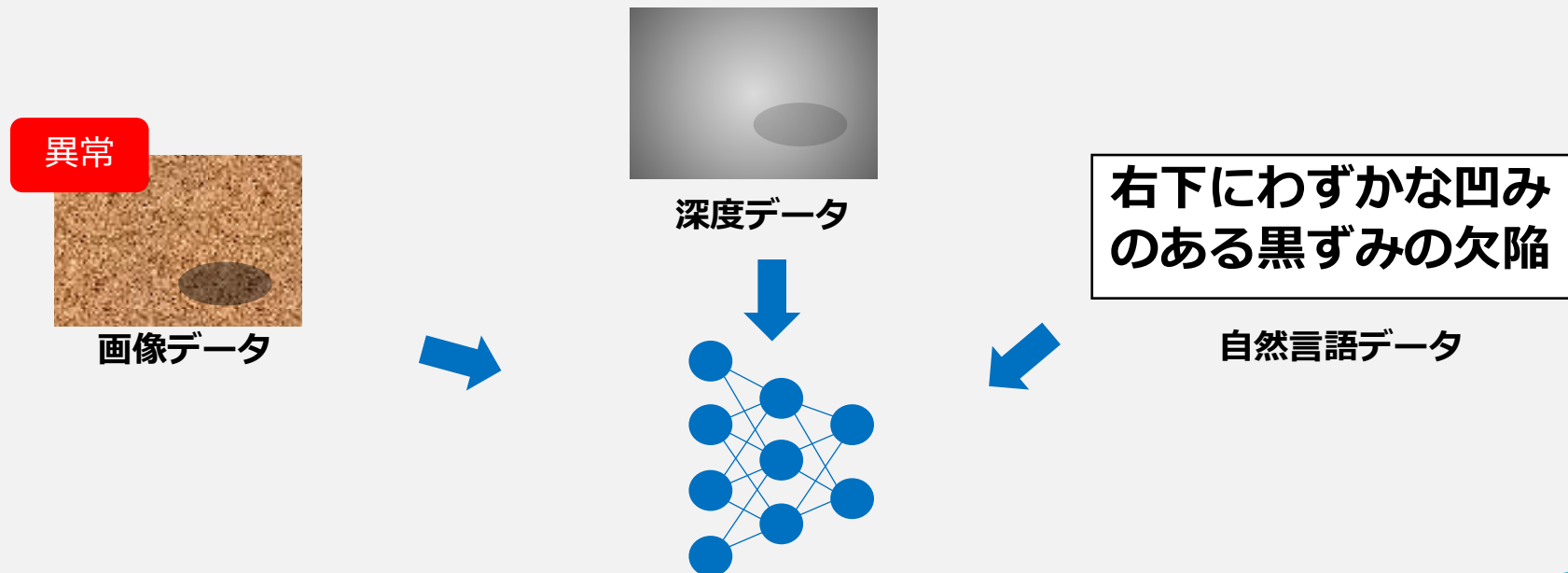
1. レガシーな画像処理で画像データを加工
(回転、色味を変える、歪ませる、など)
2. 画像生成AIで欠陥箇所を生成
3. 人力で欠陥箇所を作成



Interface誌 2025年3月号の生成AI特集で
弊社有識者が生成AIを使った欠陥箇所生成について
寄稿しています

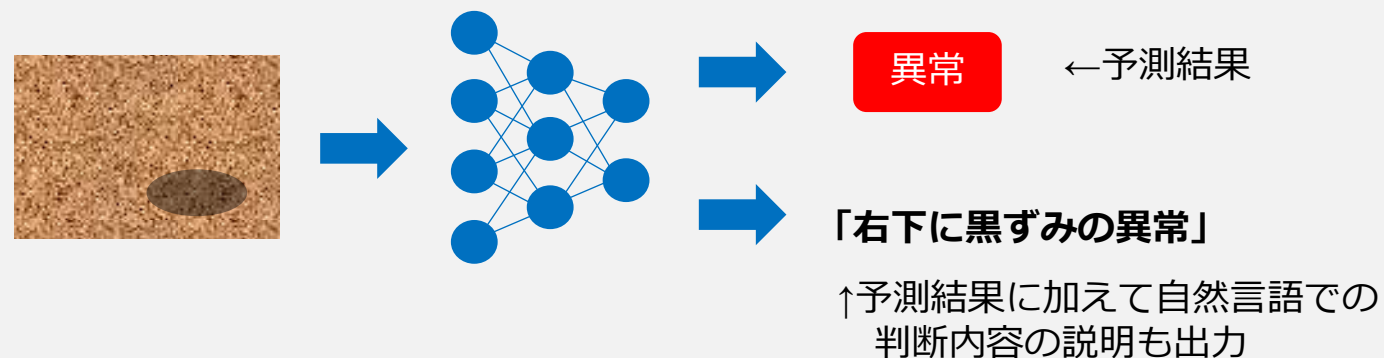
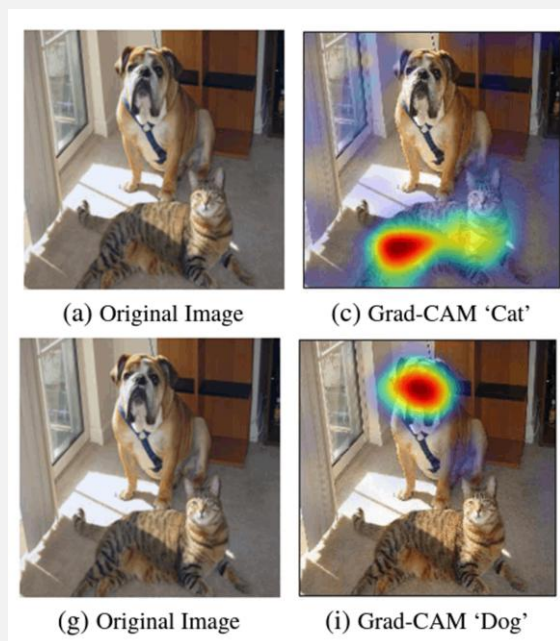
人間は本来視覚情報だけでは判断をしていない
→触った感じ、奥行き、知識、などなど

近年は視覚情報など単一の要素だけではなく、深度データや自然言語など複数の要素を使ってモデルをつくり、予測を行う考え方が重要になっています
(マルチモーダル)



ディープラーニングはパラメータがあまりにも多すぎるため（数万、億）、判断基準や判断ミスをしたときの説明がしにくい。

説明責任のある分野向けに説明可能AIという分野が研究されている。



画像認識でモデルの注目箇所を可視化する技術
(画像はGrad-CAMの原著論文から引用)

以前はアーキテクチャ（手法など）による性能にフォーカスされていましたが、現在は周辺の技術に重きが置かれる傾向があります。

またPoCの次の段階にフェーズシフトしているため実行プラットフォームや運用方法のノウハウが重要になってきています。

- 以下に少ないデータで、少ない手間で性能を出すか
- 単一の要素（画像など）だけではなく深度データや自然言語など複数の要素を活用して性能をあげる（マルチモーダル）
- AIの出した結論をどう説明するか
- エッジAI・クラウド・オンプレなどの実行プラットフォームに関する知見
- モデル管理

あと大事なのはAIも技術の選択肢の1つにすぎないということ



Computermind

Beyond Imagination

想像のその先へ



www.compmind.co.jp