# 深層生成モデルによる異常検知

#### 福水 健次

数理・推論研究系

Generator

 $f(z; \theta)$ 

生成された

 $\min_{\Omega} d(P_D, P_{\theta})$ 

サンプルの分布

総研大・統計科学専攻・村瀬博典さんとの研究

参考文献: Murase, Fukumizu (2022). ALGAN: Anomaly Detection by Generating Pseudo Anomalous Data via Latent Variables. IEEE Access



# 教師無し異常検知

### ● 異常検知

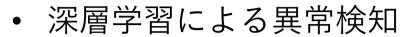
• データから、正常/異常を識別する問題 異常データを大量に集めるのは難しい(異常の発生は稀) →「教師無し」異常検知:正常データのみからの学習.



• 統計的手法: Z-score, 尤度, etc

kNN, local outlier factor (lof) • 分布の疎密:

など多くの手法



• 画像の特徴抽出器として(ImageNet事前学習)

深層生成モデル(GANなど)による分布の学習 → 検知



• 訓練データの分布を近似する サンプルを生成するモデルを学習.

• 牛成器:

正規分布のサンプルをNNにより変換  $\hat{X} = f_{\theta}(z), \quad Z \sim N(0, I_d)$ 

• 判別器

生成データと訓練データの分布間距離を最大化  $\max E_{Data} \left[ \log g_n(D) \right] + E_Z \left[ 1 - \log g_n(\hat{X}) \right]$ 

敵対的学習

 $\min_{\theta} \max_{\eta} E_{Data} \left[ \log g_{\eta}(D) \right] + E_{Z} \left[ 1 - \log g_{\eta}(f_{\theta}(Z)) \right]$ 

### ● GANによる異常検知:既存手法

直接的なGANの異常検知への応用

正常データを生成するGANを学習後、判別機  $D_w(x)$ で異常検出 問題点:

判別機は真のデータ/生成データという「近い分布|

を判別するよう学習

異常なxに対する判別機の

出力は不明

• GANによる異常検知の従来法:

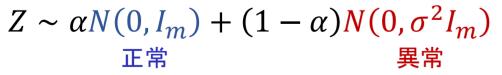
潜在変数 Z に戻して(逆写像を構成)比較する AnoGAN (Schlegl et al 2017), EGBAD (Zenati et al 2018), GANomaly (Ackay et al 2018)

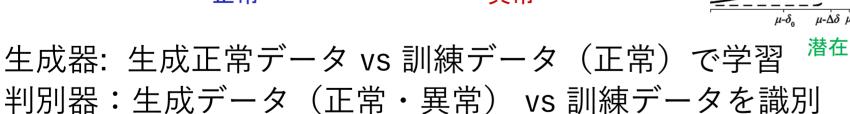
# 提案手法:ALGAN

Anomalous Latent Variable GAN (ALGAN)

• 疑似異常データの生成

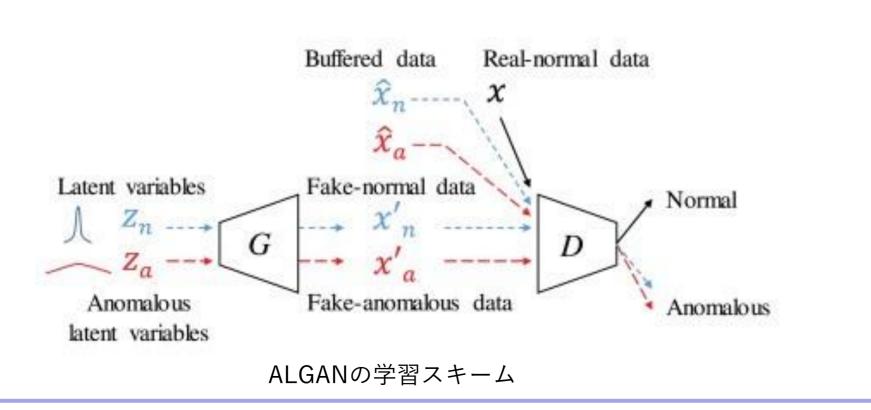
生成器の潜在変数 Z に異常潜在状態を加える





 $(\sigma \gg 1)$ 

学習が進む前の生成正常データも疑似異常に加える



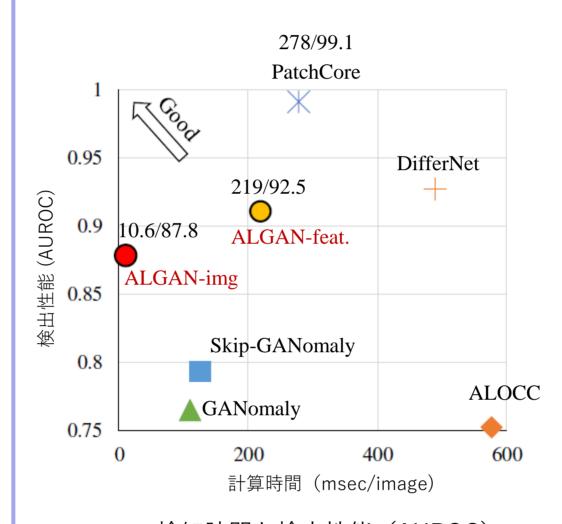
## Take-home Message:

ALGAN: 正常データのみからの異常検知法

- 深層生成モデルを使った疑似異常データ生成
- 任意のデータタイプに適用可能(画像に限らない)
- 速い検知時間でSOTAに匹敵する検知性能
- 入力データは任意 c.f. 近年のSOTAは画像データに特化
  - 画像データ または
  - ImageNet事前学習による特徴

# ■比較実験

- MV-Tec AD (Bergmann et al. CVPR 2019)
- 製品検査的な異常検知のための標準画像データセット
- Texture 5種/Object 10種, Total 5354画像
- ・2つのデータタイプを利用
  - a) ピクセルデータ 256 x 256
  - b) WideResNet101による特徴



MVTec-AD の画像データ例

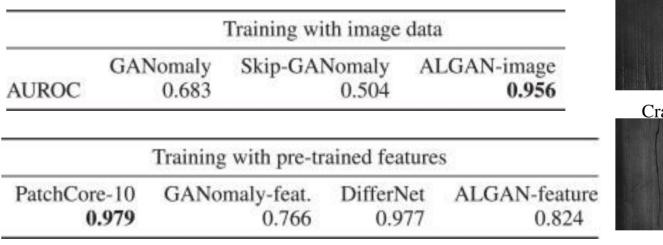
Blowhole

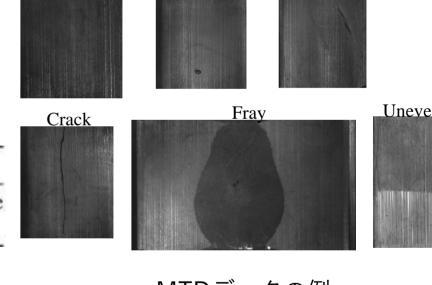
Break

検知時間と検出性能 (AUROC) ALGANによる生成画像例

### Magnetic Tile Defects (MTD)

• Data:952正常/392異常





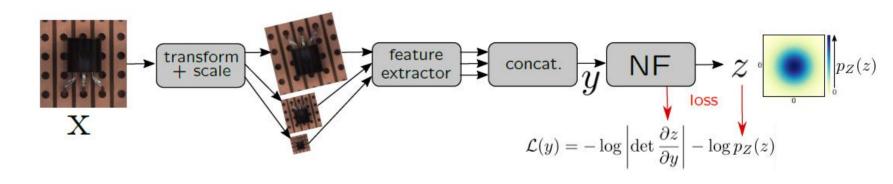
AUROCの比較

MTDデータの例

### 関連手法

 $--\mathcal{N}(X|\mu, \delta_1^2)$  $\mathcal{N}(X|\mu, \delta_0^2)$ 

- DifferNet (Rudolf et al. WACV 2021)
  - Normalizing Flow を使う → 尤度による異常判定
  - AlexNetによる特徴と画素データを結合して用いる
  - Data Augmentation: 回転,スケール変換.
  - 計算量は大きい.



- PatchCore (Roth et al. 2021)
  - ImageNet+ResNetによる特徴を使う.
  - 画素ごとの特徴を保存
  - → CoreSetを選択(Greedy Search)

