GAN を用いた異常画像検知における異常度算出指標についての考察

森　仁美　(指導教員：小口　正人)

1　はじめに

近年，個人のデータをクラウドで収集，解析するシステムが構築されつつあり，匿名化などのプライバシ保護を施した上でデータを処理することが要求されている．一方，異常検知の技術は医療診断や製造業における部品検査など様々な分野で実用化されており，深層学習の使用によって，より高精度な異常検知が可能となった．よって，プライバシ保護されたデータに対する深層学習を用いた異常検知が求められると言える．その場合，匿名化によってノイズが加わったデータと異常データを区別することになり，実現に際しては異常検知の性質に関する綿密な理解が不可欠となる．

深層学習のモデルの１種である敵対的生成ネットワーク (GAN)[1] を用いて異常検知を行う場合，正常性からの逸脱度合いを示す異常度の算出には，異常検知対象のデータと GAN の再構築データとの差分である再構築誤差と，識別器の判定結果である識別誤差の２つの誤差が指標に用いられる．２つの指標の比率が異常検知精度に影響を与える可能性があるが，既存論文の多くは異常検知の精度を研究対象にしており，各指標が精度に与える影響について詳細な分析を行っているものはあまり見られない．

そこで本稿では，GAN を用いた異常画像検知における異常度算出時の性質について理解するべく，２つの指標の比率を変化させ，各指標が異常検知の精度に与える影響について考察した．さらに，異常検知モデルの訓練に用いるデータや検知対象の異常データの種類を変えて比較し，データの特性に合わせた分析を行った．

2　関連研究

GAN を用いた異常検知手法には，様々なものが存在する．Schlegl らの AnoGAN[2] は，正常データのみで事前学習した GAN を用いて異常データを検知する．この手法は，未知のデータに最も近しいデータを生成するノイズを求める際に更新学習を行うため，多くの時間を要するという特徴をもつ．本稿で使用した Efficient GAN[3] は BiGAN[4] をベースとした異常検知手法である．BiGAN では，データからノイズを求めるエンコーダを通常の GAN の構造に導入し，学習や生成を効率的に行うことを可能にしている．Efficient GAN の詳細については３節にて記述する．

これら多くの研究では，異常検知の精度向上を目的としており，例えば，先の研究では異常度の算出指標である再構築誤差と識別誤差の比率を９：１に固定して実験が行われている．よって本研究においては，異常度の算出部分に焦点を当て，精度との関係を調べた．

3　GAN と GAN による異常検知について

GAN は，生成器 G と識別器 D で構成される生成モデルである．（図１）識別器は，訓練データから抽出した本物データ x，生成器がノイズを元に生成した偽物データ G(z)，の２つの入力に対し本物かを示す推定確率を出力し，それを元に誤差を計算して訓練を行う．

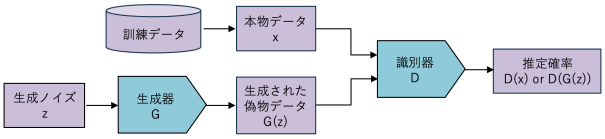


図 1: GAN のアーキテクチャ

異常検知においては，正常データのみを用いて GAN を事前学習することで異常データの検知が可能となる．Efficient GAN では，訓練時，生成器はノイズ z を入力として本物に近い生成データ G(z) を出力，エンコーダ E は本物データ x を入力とし，x に対応するノイズ E(x) を出力，識別器は画像とノイズのペアを入力とし，いずれのペアが入力されたかを示す推定確率を出力，の流れで事前に学習が行われる．（図２）

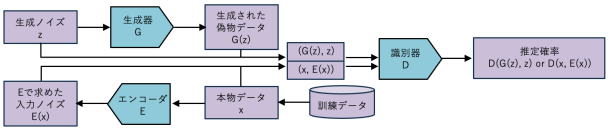


図 2: Efficient GAN 訓練時のアーキテクチャ

異常検知時，未知のデータ x からエンコーダが求めたノイズ E(x) を元に，生成器が再構築したデータ G(E(x)) と x の差分である再構築誤差 (residual loss) と，識別器に入力したペアの判定結果である識別誤差 (discrimination loss) の２つを出力する．（図３）その後，それらを元に次式で異常度を計算する．

$$\text{loss} = (1-\lambda)\times\text{residual loss}+\lambda\times\text{discrimination loss}$$

λ は２つの誤差の比率を制御する係数で，λ が小さいほど再構築誤差の影響が，λ が大きいほど識別誤差の影響が大きくなる．上の式で求めた異常度が事前に設定した閾値より大きければ，異常と判定されたと言える．

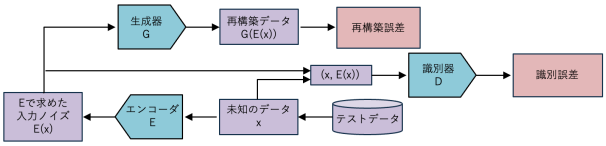


図 3: Efficient GAN 異常検知時のアーキテクチャ

4　実験

4.1　実験概要

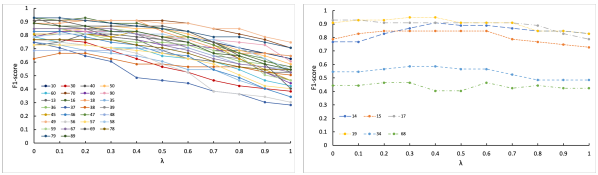
０から９までの手書き数字の画像データセットである MNIST データを対象に，Efficient GAN を用いた異常検知を行った．その際，データに関する条件を変えた上で，異常度の式の λ を０から１まで 0.1 ずつ変化させ，２つの誤差の比率を変えたときの精度の変化を調べた．訓練データの種類を変えて行った実験では，異常データを「２」，各画像の訓練枚数を 1500 に設定し，訓練データに「２」以外の９種類の数字から２種類を選択した際の総数である 36 通りの組み合わせを

用いた．また，異常データの種類を変えて行った実験では，訓練データを「4」「6」，訓練枚数を 1500 に設定し，異常データに「4」と「6」以外の 8 つの数字を用いた．全ての実験において，テストデータ数 150 のうち異常データ数を 50，閾値はテストデータの異常度の高い方から 50 番目の値に設定し，異常度が閾値を超えたデータについて訓練済みモデルが異常と予測したと判断した．その上で，精度を示す値として，モデルの予測結果と実際の結果を元に F1-score を算出した．

4.2 実験結果

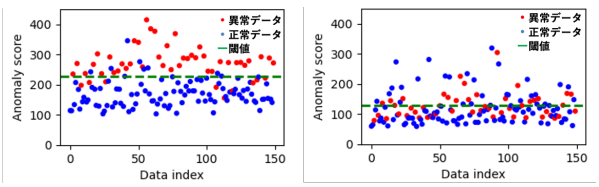
訓練データの種類を変化させた結果を，グラフの推移傾向別に分け，図 4 に示す．F1-score の最大値と最小値の差が 0.15 未満の場合を横ばい，それ以外については最大値と最小値を取る λ の値を元に右下がり，右上がりと定義した．図 4 の（a）は訓練データのうち F1-score が右下がりに推移するものを，（b）は横ばいに推移するものを表している．異常データに「2」を用いた本実験の場合，右上がりに推移する訓練データは存在しなかった．結果より，ほとんどの訓練データが右下がり，すなわち λ の値が小さいほど F1-score が大きくなることが読み取れる．ただし，例外（b）として「3」「4」，「6」「8」の様に元々異常検知の精度が良くない場合や，「1」「4」，「1」「7」の様に 2 つの数字の両方が「2」の数字にあるような斜め線を含む訓練データの場合が挙げられる．λ の値が小さい方が精度が良いという傾向は，図 5 の散布図からも読み取れる．

図 5 は，訓練データが「4」「6」，異常データが「2」，訓練枚数が 1500 の場合における λ が 0.1 と 0.9 の時のテストデータの異常度を散布図で表したものである．λ が 0.1，すなわち再構築誤差比率が高い場合は赤と青の点が分離しており，異常データの異常度の多くが閾値を上回っている．一方で，λ が 0.9，すなわち識別誤差比率が高い場合は赤と青の点が混ざっており，閾値によって分離できていない．以上より，例外は存在するものの，訓練データの種類によらず再構築誤差比率が高いほど精度が良い傾向にあるとわかった．



(a) 右下がりに推移　　(b) 横ばいに推移

図 4: 各訓練データにおける誤差比率を変えたときの F1-score の変化



(a) $\lambda = 0.1$　　(b) $\lambda = 0.9$

図 5: 訓練データ「4」「6」におけるテストデータの異常度

異常データの種類を変化させた結果を図 6 に示す．これより，ほとんどの数字において λ の値が小さいほど F1-score が高い傾向にあることが読み取れる．唯一，異常データが「1」の場合は誤差比率を変えてもほとんど精度の違いが見られなかった．これは，4 の縦棒を斜めに書いた場合，6 の縦線がまっすぐな場合など，「1」が訓練データに用いた 2 つの数字に比較的似ているため，異常検知の精度が他の数字より低いことが要因と考えられる．よって，例外は存在するものの，異常データの種類によらず識別誤差より再構築誤差の比率が高い方が精度が良い傾向にあるとわかった．

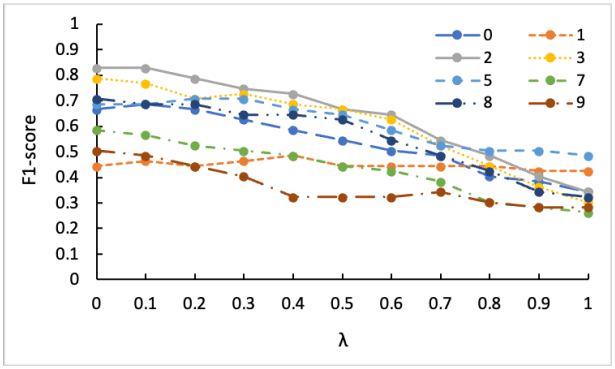


図 6: 各異常データにおける誤差比率を変えたときの F1-score の変化

5 まとめと今後の課題

画像データに対して GAN を用いた異常検知を実施し，データに関する条件を変えた上で再構築誤差と識別誤差の比率と精度の関係を調査した．訓練データと異常データの種類によらず識別誤差より再構築誤差比率が高い方が精度が良い傾向にあることがわかり，各指標が異常検知の精度に影響を与えることを確認した．今後は，時系列データに対しても同様の実験を行い傾向を比較し，最終的にプライバシ保護されたデータにおける異常検知に取り組む予定である．

参考文献

[1] I. J. Goodfellow, J. Pouget-Abadie, M. Mirza, B. Xu, D. Warde- Farley, S. Ozair, A. Courville, and Y. Bengio. ” Generative Adversarial Nets,” arXiv:1406.2661, 2014

[2] T. Schlegl, P. Seebock, S. M. Waldstein, U. Schmidt-Erfurth, and G. Langs, ” Unsupervised anomaly detection with generative adversarial networks to guide marker discovery,” In International Conference on Information Processing in Medical Imaging, pp. 146 – 157, 2017.

[3] H. Zenati, C. S. Foo, B. Lecouat, G. Manek, and V. R. Chandrasekhar, ”Efficient GAN-based anomaly detection,” arXiv:1802.06222, 2018.

[4] J. Donahue, P. Krahenbuhl, and T. Darrell, ” Adversarial feature learning,” arXiv:1605.09782, 2016.