

# GAN の仕組みを利用した GAMO の研究

茅原 沙也 福田 龍樹  
北九州工業高等専門学校生産デザイン工学科

## 1. はじめに

実世界で AI を使用する際に我々は不均衡データという問題に直面する。近年では、不均衡データに対する様々な対処法が検討されている[1]。不均衡データとはクラス間のデータ数に偏りがあるケースのことである[2]。例えば珍しい病気の検出ができるように学習させるとき、陰性のデータは 990 件あるが陽性のデータは 10 件しかないようなことがある。この場合、陽性のデータが全体の 99%を占めるため、すべてのデータに対して陰性だと判断してしまえば精度 99%が達成できる。しかし病気の検出という目標自体は達成できていない。このような不均衡データへの対処法は大きく分けて 3 つある。

1. 少ないクラスのデータを増やすオーバーサンプリング
2. 多いクラスのデータを減らすアンダーサンプリング
3. コスト考慮型学習を行う

## 2. GAMO

本研究では GAN(Generative Adversarial Networks)のアイデアを用いた GAMO(Generative Adversarial Minority Oversampling)という手法でデータ増強を行う。図 1 に簡略化したモデル図を示す[3]。

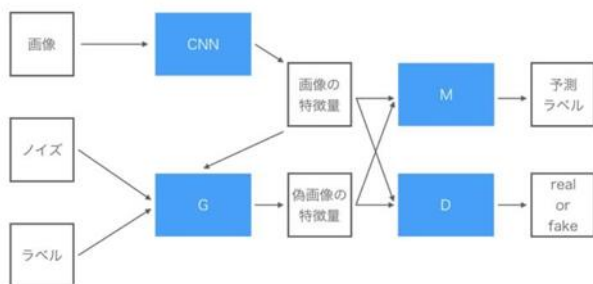


図 1. 簡略化された GAMO のモデル

このモデルは画像の特徴量を生成する G(Convex Generator)、画像の特徴量を分類する M(Classifier Network)、画像の特徴量が本物の画像なのか G による画像なのかを予測する D(Conditional Discriminator)の三つで構成されている。通常の GAN のように G が D を騙そうとより本物に近い偽物の特徴量を生成し、D は G を見破るために精度を上げていくため、学習を進めることでより本物に近い特徴量を生成することができる。G がデータセット内に存在する画像と同じ特徴量を生成しないように、G の内部には cTMU(Conditional Transient Mapping Unit)と IGU(Instance Generation Unit)が設計されている。cTMU

は潜在空間から特徴量を出力する写像を学習する。その特徴量は(クラス数-1)個の IGU に入力される。それぞれの IGU は画像の凸結合の重みを出力する。こうしてリアルの特徴量から大きく外れることのない新たな特徴ベクトルを生成することができる。

## 3. 今後の課題

今回はニューラルネットワークや GAN 及び GAM の仕組みを調査した。今後は、まず GAMO の実装を行う。その後は GAMO の精度向上のため、凸結合を使うのではなく、特徴ベクトルの分布を推定しその分布から生成する手法など様々な手法を試していく。その後、マテリアルズ・インフォマティクスによる材料開発における基盤データ不足の問題の解決に GAMO が利用できないか検討していく。

### 参考文献

- [1]Sankha Subhra Mullick, Shounak Datta, Swagatam Das, "Generative Adversarial Minority Oversampling,"The IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), pp. 1695-1704, 2019
- [2]朱鷺の杜 Wiki 管理者(2010),「不均衡データ」,<<http://ibisforest.org/index.php?%E4%B8%8D%E5%9D%87%E8%A1%A1%E3%83%87%E3%83%BC%E3%82%BF>>,(参照 2020-1-22).
- [3]AI-SCHOLAR 編集部(2019),「GAN の三つ巴バージョンデータ増強をするための GAN モデル GAMO」,<<https://ai-scholar.tech/treatise/gamo-ai-215/>>,(参照 2020-1-22).