

# 農作物病害画像診断に向けた Data Augmentation の評価

## Evaluation of Data Augmentation to Image-Based Plant Disease Detection

小林 賢一      辻 順平      能登 正人  
Kenichi Kobayashi      Junpei Tsuji      Masato Noto

神奈川大学大学院工学研究科電気電子情報工学専攻  
Graduate School of Electrical, Electronics and Information Engineering, Kanagawa University

In this paper, we discuss about the evaluation of data augmentation to improve the accuracy for detecting plant diseases. Recently, researches on image-based plant disease detection using deep learning have been conducted. The researches require a huge number of training data, however, it is difficult to obtain so much data. Therefore, the authors focus an application of data augmentation to image-based plant disease detection. In many cases, it is known that data augmentation is effective, however, in some cases performance might be worse. As the condition that the performance of data augmentation deteriorates is not clear, the further researches are required. The authors propose to apply Frechet Inception Distance (FID) to the evaluation of data augmentation. In this study, we investigate the correlation between FID score and performance of data augmentation.

### 1. はじめに

近年, Deep Learning を用いた農作物病害の画像診断が提案されている [Mohanty 16]. 農作物病害診断を行うためには大量のデータ取得が課題の一つであり, 容易に解決できる問題ではない. そこで我々は少量の農作物画像データに対し, 学習用データに変形や加工したものを合わせることで精度の向上を目指す Data Augmentation (DA) を試みてきた. これまでの実験により多くの条件で精度が向上したが, 精度が低下する手法やパラメータの設定も確認している. DA を実用し正答率を向上させるためにはこの原因を明らかにする必要がある. 一般的に深層学習では, 検証用データの集合に類似したデータが学習用データの集合に存在するほど正答率が向上することが考えられる. これより我々は学習用データと検証用データの集合間の距離を測定し, 距離が近くなれば正答率が向上する良い学習用データであり, その逆は正答率を低下させる悪い学習用データであると考えた (図 1). この相関関係が明らかになれば, DA で拡張した学習用データと検証用データの距離が良し悪しの判断が可能な指標になると考えられる. 我々は二つの画像データ集合の距離を測定することが可能である Frechet Inception Distance (FID) [Heusel 17] を用いて測定できると考えた.

本研究の目的は, 農作物画像データセットの場合における FID の距離と正答率の相関関係を明らかにすることである.

### 2. FID による DA の評価の検討

DA を適用した学習用データの集合と検証用データ間の距離を FID により算出し, データセットを用いて学習・検証した正答率の二つの相関関係の分析を行う.

本研究のデータセットは “apple leaf scab”, “apple leaf black rot”, “apple leaf cedar rust”, “apple leaf healthy” のキーワードでインターネット検索し取得された画像群を元に, Mohanty によってラベリングされたデータセットの二種類を用いる.

連絡先: 小林賢一, 神奈川大学大学院工学研究科電気電子情報工学専攻 能登研究室, 〒 221-8686 神奈川県横浜市神奈川区六角橋 3-27-1, 電話: 045-481-5661, r201770101do@jindai.jp

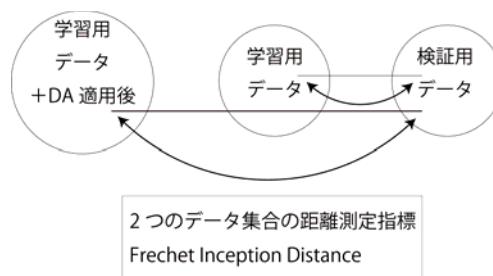


図 1: 本研究の位置づけの概要図

データセットのクラスは, 健康状態 (49 枚), scab 病 (102 枚), black rot 病 (38 枚), cedar rust 病 (46 枚) の 4 クラスとなっている (図 7). 本研究では, ホールドアウト検証を用いて, データセットから 50% をランダムに選択したものを学習用データとし, 残りを検証用データに分けている.

本研究で用いる DA の手法は, 回転・水平方向移動・垂直方向移動・シアー変換・Cutout の 5 種類である. 各 DA 手法ごとに変化の度合いが小さいものから大きいものまでの 5 段階を設ける. 回転は 20, 40, 60, 80, 100 度の 5 種類とする. 水平方向移動・垂直方向移動・シアー変換は Keras 上のパラメータ値を 0.2, 0.4, 0.6, 0.8, 1.0 と設定する. Cutout 手法は Cutout を発生させる確率である  $p$  を 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5 とする. 各 DA 手法の 5 段階それぞれにおいて DA を適用し学習用データを 2 倍へ拡張している.

各 DA 手法の 5 段階それぞれの段階でホールドアウト検証を 5 試行行う. 以上により作成した学習用データと検証用データのそれぞれで畳み込みニューラルネットワーク (本研究では Inception v3 を使用) により学習・検証を行い正答率を算出する. また, 全ての学習用データと検証用データで両データ間の FID の値を算出する. さらに各 DA 手法の 5 段階における正答率と FID の相関係数をそれぞれ求め分析を行う.

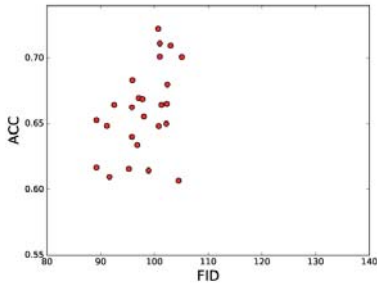


図 2: 回転の FID と正答率

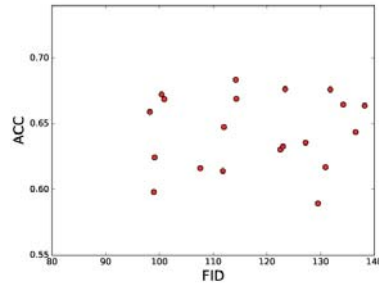


図 3: 垂直方向移動の FID と正答率

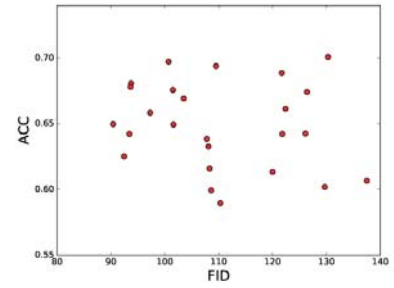


図 4: 水平方向移動の FID と正答率

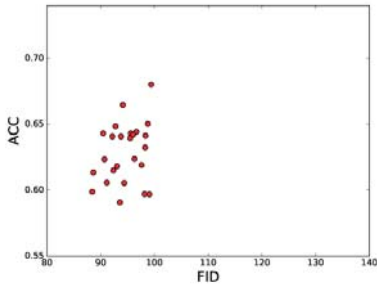


図 5: Cutout の FID と正答率

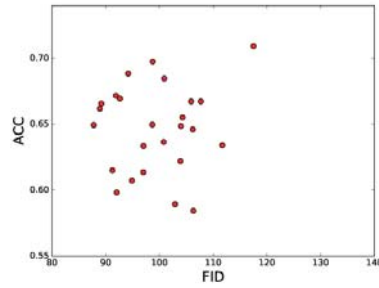


図 6: シアー変換の FID と正答率



図 7: 参考画像 : scab 病

### 3. 結果と考察

各 DA 手法ごとの FID と正答率の相関係数を表 1 に示す。また、各 DA 手法の正答率 (縦軸: ACC) と FID (横軸: FID) の 25 個を図 2 (回転)、図 3 (垂直方向移動)、図 4 (水平方向移動)、図 5 (Cutout)、図 6 (シアー変換) にそれぞれ示す。

結果より、回転においては相関係数が 0.434 であり正の相関があることがわかる。したがって回転においては、FID (距離) が大きくなるにつれて正答率が向上することが分かった。しかしながら、他の全ての手法では相関係数が小さくほとんど相関関係がみられない。FID はすべての DA 手法で DA の変化の度合いの強弱に従い、FID 値も大小していることから、FID は DA の変化の度合いの強弱を評価することはできていると言える。しかしながら、FID で算出した学習用データと検証データ間の距離と正答率の相関関係はなく、正答率の良し悪しを評価する指標を見つけることは容易ではないことが分かる。

また、DA の変化の度合いのレンジをより大局的なレンジに設定した実験を行うことで、DA により変化した学習データの良し悪しを評価することが可能であると考えられる。

### 4. おわりに

一般的に検証用データの集合に類似したデータが学習用データの集合に存在するほど正答率が向上することが考えられる。このような仮定のもと我々は学習用データと検証用データの集合間の距離を測定し、距離が近くなれば正答率が向上する良い場合であり、その逆は正答率を低下させる悪い場合であると考えた。そこで本研究では、FID の距離と正答率の相関関係を明らかにし、DA で拡張した学習用データと検証用データの距離から良し悪しの判断が可能な指標を目指し、二つの画像データ集合の距離を測定する FID で、DA 適用後の学習用データと検証用データ間の距離を算出し、FID 値と学習・検証した正答率の二つの相関関係の分析を行った。結果は回転手法は FID と正答率に正の相関関係があるが、その他の手法では相関係数が小さくほとんど相関関係がみられなかった。結論として、FID で測定した学習用データと検証用データの距離と正答率には相関関係を見つけることは難しく、より学習用データと検証用データの距離と正答率の相関関係がある距離の測定手法を検討する必要があることがわかった。

### 参考文献

- [Heusel 17] Heusel, M., Ramsauer, H., Unterthiner, T., Nessler, B., and Hochreiter, S.: GANs Trained by a Two Time-Scale Update Rule Converge to a Local Nash Equilibrium, in *Advances in Neural Information Processing Systems* 30, pp. 6626–6637 (2017)
- [Mohanty 16] Mohanty, S.-P., Hughes, D.-P., and Salathe, M.: Using Deep Learning for Image-Based Plant Disease Detection, *Frontiers in Plant Science*, Vol. 7, pp. 1–10 (2016)

表 1: 各 DA 手法の相関係数

	相関係数
回転	0.434
垂直方向移動	−0.248
水平方向移動	−0.167
シアー変換	0.091
Cutout	0.278