

ユズ果実検出におけるファジィクラスタリングを用いたデータ拡張法

1250298 香川 和希

【 知能情報学研究室 】

1 はじめに

農業分野でも、自動化や生育状況監視、収量予測等のために、画像による物体認識モデルが広く使われ、深層学習によるものが多い。[1] しかしながら、深層学習では教師ラベルのついた教師データを大量に準備する必要があり、そこで実用化の障害になっている。そこで本研究では、少データからでも効率よく学習できるデータ拡張法として、ファジィクラスタリングを用いた合成画像生成法を提案する。

2 提案手法

本研究では、着果しているユズの木をドローンで真上から撮影した画像 140 枚を用いる。そのうち 104 枚を訓練用、36 枚を検証用として用いる。訓練画像と検証画像には、ラベル付けされたユズがそれぞれ 7239、2781 個ある。

まず、訓練データから、着果しているユズの領域をラベルに基づいて切り出し、果実の少ない別の画像に貼り付ける。この時、切り出した画像は矩形であり、このまま貼り付けると別の背景画像と調和せず不自然である。そこで、切り出した画像にクラスタリングを適応し、ユズ果実領域と背景領域に分ける。ここで、ハードクラスタリングの K-means (KM) と、境界領域を曖昧にするソフトクラスタリングである Fuzzy C-means (FCM) の 2 つを用いる。KM では背景部分は透明とする。FCM では背景部分は透明に、ユズ果実領域はアルファチャネルの透過度をクラスタ所属度であるファジィメンバシップ値とする (0-1 の値を、アルファチャネルの 0-255 とする)。図 1 が、FCM と KM でのクラスタリング例であり、FCM では境界がはっきりせず、背景が一部物体領域でも透過している。

データ拡張のために、図 1 のような画像を、ユズの数が少ない元画像に貼り付けることで、新しくユズの木の新合成画像を生成する。

3 実験・結果

訓練データ画像数を、5、10、104 とした場合に、提案手法で元の訓練画像に対して、合成画像を 1、2、3、4、5 倍加えた場合の、F1 スコアと mAP50 (IoU50% とした場合の平均適合率) を示したものが図 2 である。



図 1 左：Fuzzy c-means 右：K-means

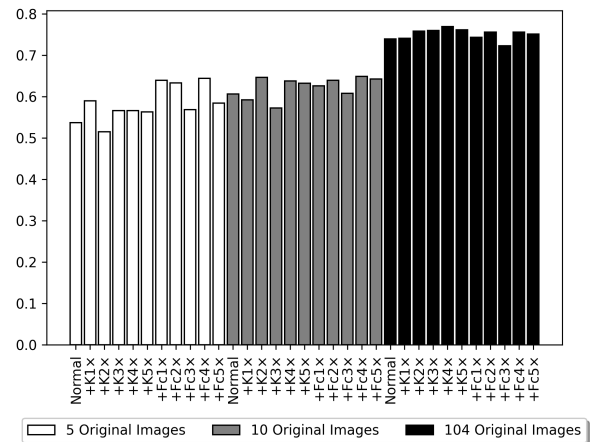


図 2 モデル別 mAP50

Normal を元画像のみに対して、+ K1X (KM 合成画像データ 1 倍を加える)、+ K2X (KM 合成画像データ 2 倍を加える)、..., + FC1X (FCM 合成画像データ 1 倍を加える)、..., + FC5X とした場合、特にデータが少ない 5 枚画像に対して、FCM において、最大で mAP50 が 0.527 から 0.644 まで向上する。また KM において最大で 0.59 まで向上することが確認できた。F1 については図を省略するが同様の傾向である。一方で、元データが 104 枚の場合には、大きな向上は見られなかった。

4 まとめ・考察

本研究では、YOLOv8m を用いて訓練データを元にデータ拡張したモデルの性能評価を行った。結果より訓練データが 5、10 と少ない場合は、クラスタリングによる合成画像によるデータ拡張では精度が向上した。一方で訓練データが十分にある場合は、クラスタリングによる拡張を行っても精度の向上は見られなかった。これは、訓練データが 100 程度あれば、十分な汎化性能が得られるためだと考える。またクラスタリング手法によるモデルの性能を比較すると FCM の方が KM の場合よりも優れていることが多いことを確認できた。これらから元画像が少ない場合にはクラスタリングを用いた画像拡張が有効であることが確認できた。

参考文献

- [1] 三本也, “少データ状況下における敵対的生成ネットワークを用いた果実識別 AI の性能向上法”, 知能システムシンポジウム, 2023.