

2022年2月16日 卒業研究発表会

プルベース能動学習を用いた 牛の顔データセット構築の効率化の検討

宮崎大学 工学部 情報システム工学科

67180170 小八重悠作

指導教員：椋木雅之

背景

牛の顔画像からの個体識別



個体別牛の顔データセットを構築しなければならない



アノテーションの手間がかかる



個体別牛の顔データセット構築を効率よく行いたい

目的

プールベース能動学習を使って、
牛の顔データセット構築の効率化を検討する

データセット構築の必要性

ImageNet[1]



深層学習の研究の発展

しかし、大規模な牛の顔データセットが存在しない



構築により、牛の個体識別の研究の進展

[1] Olga Russakovsky, Jia Deng, Hao Su, Jonathan Krause, Sanjeev Satheesh, Sean Ma, Zhiheng Huang, Andrej Karpathy, Aditya Khosla, Michael Bernstein, Alexander C. Berg, Li Fei-Fei, “ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge”, IJCV, doi:10.1007/s11263-015-0816-y, 2015

プールベース能動学習

先行研究[2]

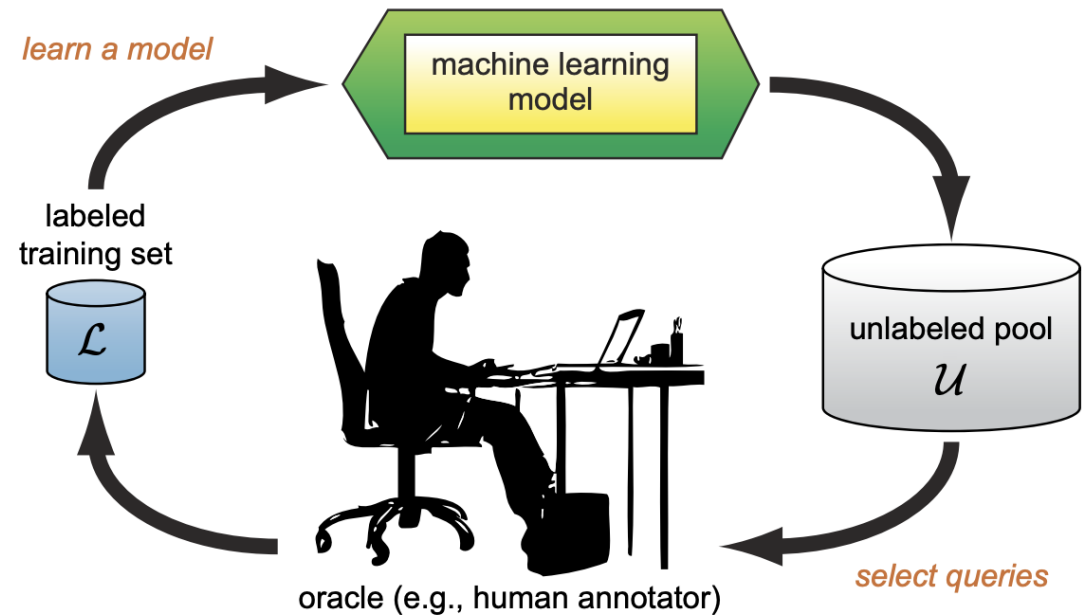


アノテーションの手間を減らし、
最適なデータ選択法を実行する

人手によるアノテーションが必要



アノテーションを行わない方法を検討



Burr Settles, "Active Learning Literature Survey",
Computer Sciences Technical Report 1648,
University of Wisconsin-Madison,
doi:10.1.1.167.4245, 2010

[2] Yao-Yuan Yang, Shao-Chuan Lee, Yu-An Chung, Tung-En Wu, Si-An Chen, Hsuan-Tien Lin, "libact: Pool-based Active Learning in Python", arXiv:1710.00379v1, 2017

本研究のアプローチ

牛の顔検出を、個体別牛の動画像に適用

→個体別牛の顔データセット



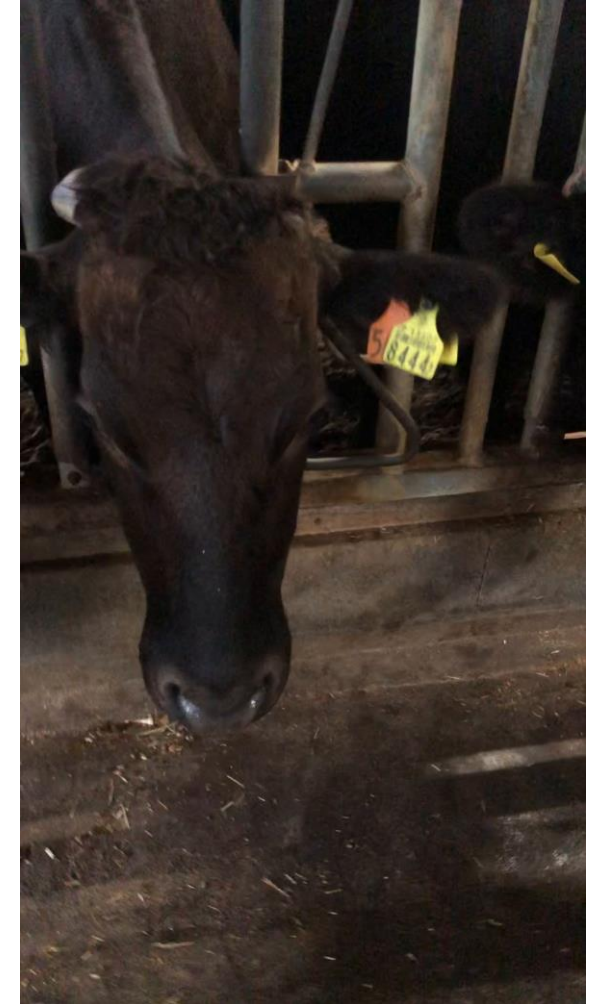
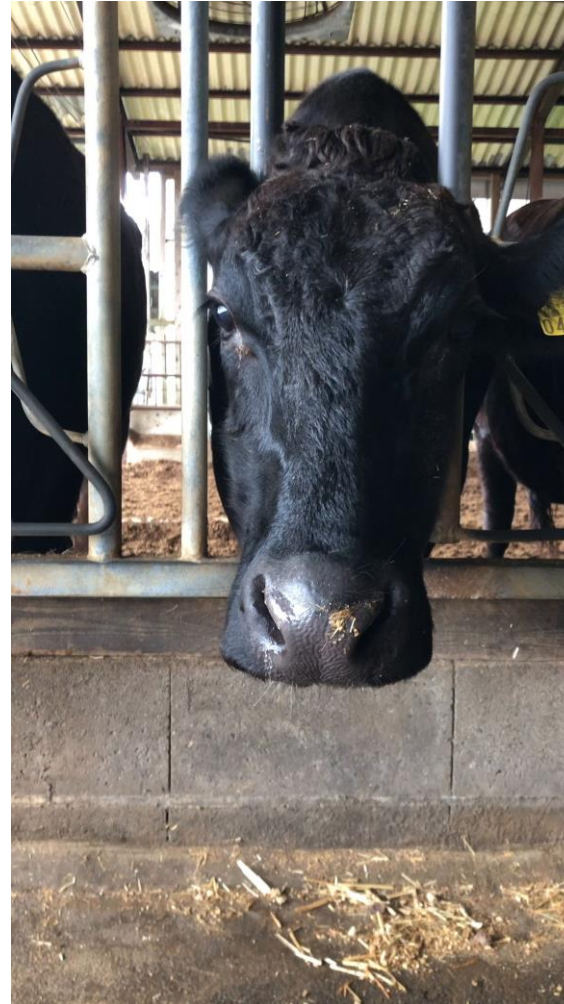
牛の顔検出器を、プールベース能動学習で構築

提案手法

プールベース能動学習において、
学習データに信頼度が十分高い
検出結果を追加する

処理の流れ－①牛画像の準備

一部をpool、別の一部を
学習データとする



処理の流れ – ②牛の顔学習

牛の顔検出器はYOLO[3]
(最新バージョンはYOLOv5)

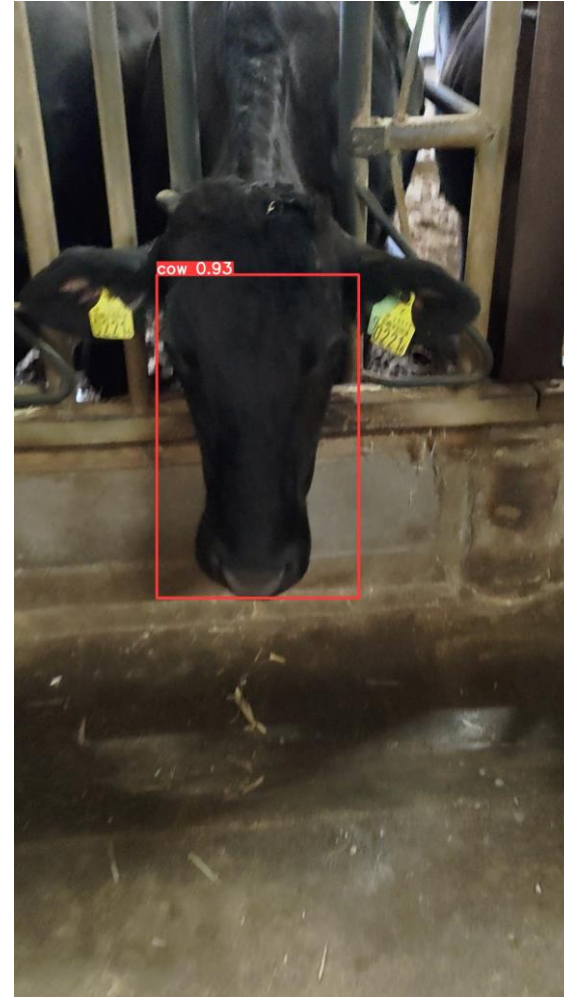
[3] Dweepna Garg, Parth Goel, Sharnil Pandya, Amit Ganatra, Ketan Kotecha, “A Deep Learning Approach for Face Detection using YOLO”, IEEE Punecon, doi:10.1109/PUNECON.2018.8745376, 2018

処理の流れ－③追加データの選択

YOLOでpoolに牛の顔検出



信頼度が十分高いデータの
一部を学習データに追加



処理の流れ－④再学習とデータセット構築

新たな学習データでYOLOを再学習

十分高い性能の検出器を構築



個体別牛の動画像に適用



個体別牛の顔データセット構築

実験の設定（1）

- 初期学習データ：牛の顔データセット50枚
- 機械学習モデル：YOLOv5
- pool：牛画像10000枚、正解ラベル付き
- testデータ：牛画像1000枚、正解ラベル付き

実験の設定 (2)

提案手法

- ・ 学習データに信頼度0.9以上の検出結果を加える (conf0.9)

比較手法

- ・ 学習データに人手でアノテーションを行った信頼度0.4以下のデータを加える (conf0.4)
- ・ 学習データに人手でアノテーションを行ったランダムなデータを加える (random)

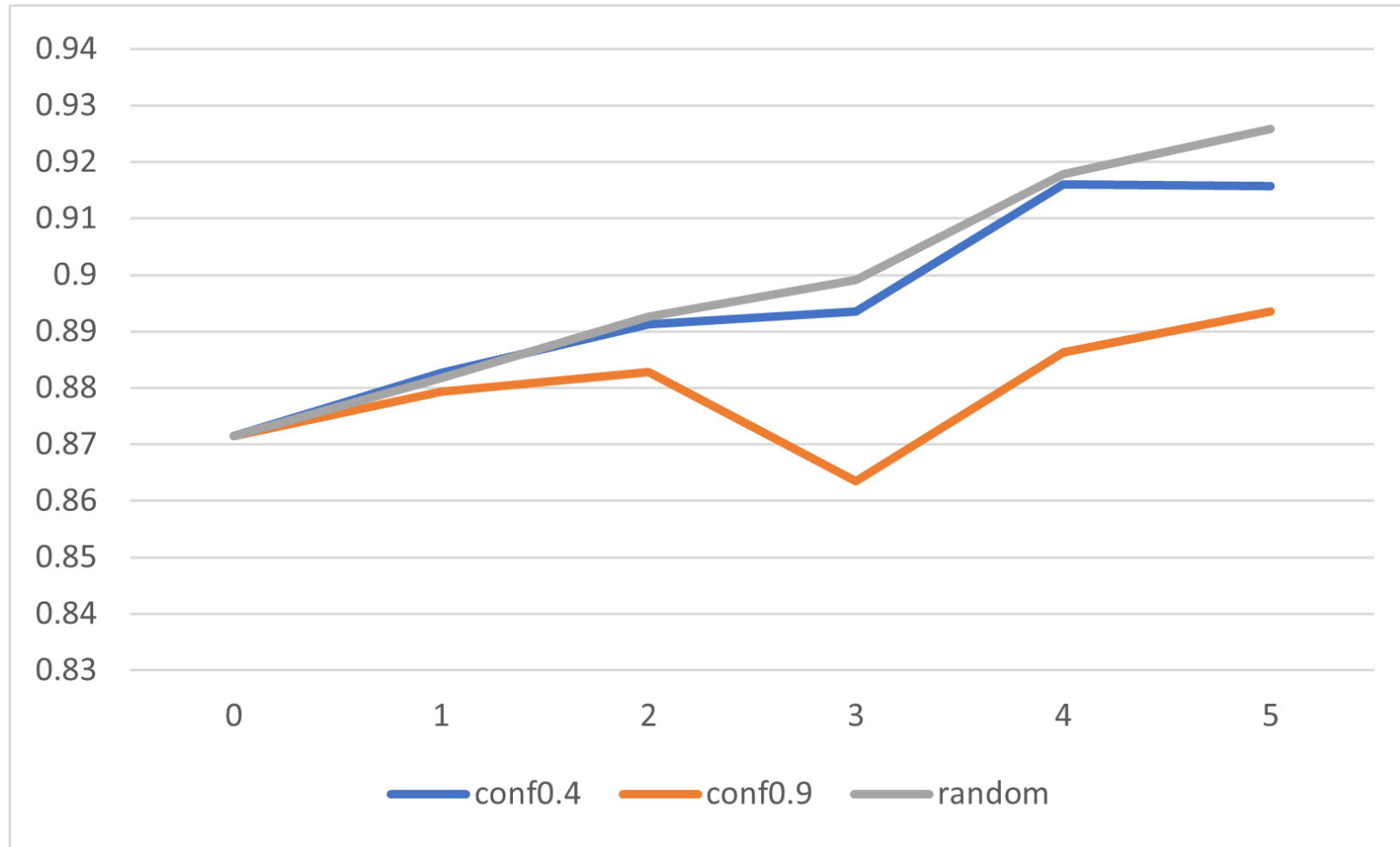
実験1 - 目的

牛の顔検出の性能が向上するか評価する

実験1 – 実験方法

- プールベース能動学習では、1度に8枚のデータを追加する
- 再学習を5回繰り返す
- testデータに対して牛の顔検出を行い、平均IoUで評価する

実験 1 - 実験結果



実験1 – 考察

- 人手でアノテーションを行ったデータを学習データに追加した方が、検出の性能の向上に適している
- 提案手法でも、まったく手をかけずに検出の性能の向上につながる

実験2 - 目的

牛の顔データセット構築がどの程度正しくできるか評価する

実験 2 – 実験方法

- 実験 1 で、5 回目の再学習で構築したYOLOv5を使って、testデータに牛の顔検出を行う
- 信頼度0.8以上のデータのIoUを計算する
- IoU0.8以上のデータを正しいデータとする
- 初期学習データのみで構築したYOLOv5 (seed) でも行う

実験2 - 実験結果

手法	信頼度0.8以上のデータ数	IoU0.8以上のデータ数	正しいデータの割合
seed	822	790	96.1%
conf0.4	916	908	99.1%
conf0.9	940	914	97.2%
random	972	955	98.3%

実験2 - 考察

- seedと比べて、提案手法は人手をかけず多くデータセットに追加でき、そのデータセットの正確性も向上した
- 比較手法の方がより正確であるが、人手によるアノテーションより、データセット構築後の正解ではないデータの削除の方が手間が少ない

まとめ

プールベース能動学習において、学習データに信頼度が十分高い検出結果を追加する

- ・ 検出精度、データセット構築の正確性、データセットに登録できるデータ数が向上した
- ・ 人手によるアノテーションが不要



牛の顔データセット構築の効率化に寄与できる

今後の課題

- 追加データの数を減らした実験
- poolの正解データ全部を使った学習
- 信頼度0.9以上の検出結果全部を使った学習