



カメラを用いた豚群追跡の可能性に関する研究

メタデータ	言語: jpn 出版者: 宮崎大学工学部 公開日: 2020-10-29 キーワード (Ja): キーワード (En): 作成者: 千布, 流星, 田村, 宏樹, Chibu, Ryusei メールアドレス: 所属:
URL	http://hdl.handle.net/10458/00010066

カメラを用いた豚群追跡の可能性に関する研究

千布 流星^{a)}・田村 宏樹^{b)}

Research on possibility of tracking pig herd using a camera

Ryusei CHIBU, Hiroki TAMURA

Abstract

In recent years, due to the growing demand for pork, the growing scale of pig farmers is progressing. As a result, the burden on pig farmers increases as the number of living pigs per household increases. Therefore, we wanted to reduce the burden by automating the work of pig farmers. In this paper, in order to automate the confirmation work of the health status of pig which is part of the work of pig farmer, the purpose was to track pigs in the pig house. As a result of selection of a method suitable for pig tracing in the pighouse, it was thought that pig can be tracked by combining YOLOv2-tiny and labeling method. We report the results of analysis using the proposed method for 1 hour videostaken of pigs in a pighouse.

Keywords: YOLOv2-tiny, labeling method, 異常行動

1. はじめに

近年、日本の農業を取り巻く問題は数多く存在する。例として、我が国の豚肉の需要は年々増加しており、平成30年度には豚肉の消費量が180万トンを超え、過去最高となっている(図1)。しかし、豚の飼養戸数は小規模層の養豚農家を中心に減少傾向である。そのため、平成21年度には、1,436.7頭であった一戸当たりの飼養頭数が平成30年度には、2,119.4頭へと増加し、養豚農家の大規模化が進展している¹⁾。

一方、養豚農家は主に以下のような仕事があり、多岐にわたる。一戸あたりの飼養頭数が多くなるとそれだけ養豚農家の負担が大きくなる。そのため、我々は養豚農家の仕事を自動化し、負担を軽減することができないかと考えた。豚舎内での飼育から出荷までのすべての作業を自動化することを最終的に実現するために、本論文では、豚の健康状態の確認を行う作業を自動化することを目標とし、異常行動の検出と豚舎内の豚群の移動量を算出する手法を提案する。

- ・餌やり
- ・ふん尿等の掃除
- ・装置の整備
- ・出荷作業
- ・データ整理
- ・健康状態の確認

a) 宮崎大学大学院 工学研究科修士課程 工学専攻機械・情報系コース

b) 宮崎大学工学部 環境ロボティクス学科 教授



図1. 豚肉需要の推移

2. 先行研究

現在、画像処理により生き物を追跡する研究は、対象を人間としたものが多くを占めており、豚を対象としたものは非常に少ない。豚を追跡する事前研究としてオプティカルフローを用いたものやヒストグラムの類似度を用いて頭部を抽出するものがある。しかし、それらの研究には連続した追跡をするのが困難である問題や処理時間が非常に長いという問題があった。豚の追跡の先行研究としてKCF(Kernelized Correlation Filter)を用いたマルチオブジェクトトラッキングと背景差分法を組み合わせたもの²⁾がある。先行研究の手法では、連続した追跡を行うことができるが、同じ場所にとどまる豚を検出することが難しいと

いう問題がある。そこで本論文では、YOLO(You Only Look Once)v2-tiny³⁾という物体探索手法とラベリングの手法を用いて追跡を行うことで、それらの問題を解決する手法を提案する。

3. 提案手法

3.1 YOLOv2-tiny

本研究の提案手法では、YOLOv2-tiny とラベリングを用いて豚の追跡を行い異常行動を行う豚を検出する。YOLO v2-tiny とは、YOLOv2の精度をあまり落とさず、処理量を減らすために畳み込みレイヤーを9層に減らし、6層のマックスプーレイヤーで構成された全畳み込みネットワークである。YOLOv2-tiny の学習には、2,661 枚の豚の画像を使用した。

3.2 ラベリング

本節では、ラベリングの処理について述べる。本論文では、各豚毎の移動量を算出し、異常行動の検出を行う。よって、各豚毎に番号を付ける(ラベリング)。図2にラベリングのフローチャートを示す。

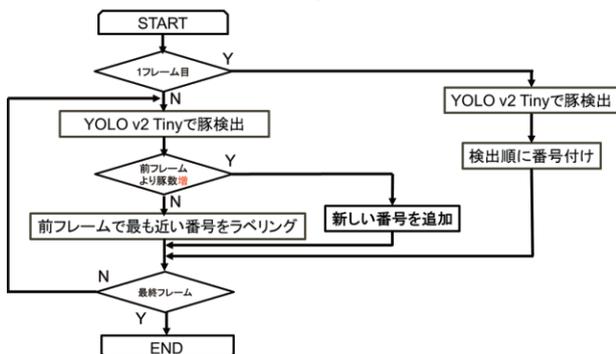


図2. ラベリングのフローチャート

最初のフレームは YOLOv2-tiny の検出順に番号を付け、以降のフレームでのラベリングは、現フレームで検出した豚の位置と前フレームで最も近い豚の位置の番号を与えることとする。また、前フレームから豚数が増加した場合は、新規の豚として新しい番号を与える。YOLOv2-tiny が認識できなかった豚がいた場合、その番号の座標データは失われなため、認識することができたタイミングで移動距離を算出することが可能である。また、誤認識した場合、誤った移動距離が算出されることがある。また、移動距離に対して条件を加える。誤った移動距離は通常算出される移動距離より大きく算出される傾向にある。そのため、移動距離の条件は過去4フレーム間の移動距離の3倍以上1フレーム間で移動した場合、それらの豚は異なる豚と定義する。よって、誤認識による誤った移動距離の算出を防ぐことができる。YOLOv2-tiny の性能は、学習データ 2,661 枚から 100 枚のテスト画像を用いて評価を行う。テスト画

像は、学習データを作成した豚の動画から作成した。また、テスト画像は1枚につき1頭以上の豚が存在し、100枚で計959頭の豚が写っている。

3.3 異常行動

本節では、異常行動について述べる。豚の行動パターンは一定であり、それ以外の行動をとると「異常行動」として何らかの問題を抱えている可能性がある。そのため、豚舎内で異常行動をとる豚がいないか判断するために豚の追跡・監視を行う必要がある。現在は人の目で確認して豚の状態を判断しているが、豚舎にカメラを設置し、動画から豚の追跡・監視を行うシステムを構築することで養豚農家の負担を軽減することができる。本論文では、一定時間同じ場所に留まっている事を異常行動と定義している。そのため、各番号ごとに一定時間任意のしきい値を移動量が超えていなければ、その番号の豚は異常行動を行っているとして検出する。本論文では、提案手法の精度検証のため5分間連続でフレーム間の移動距離が10[pixel]以下であれば異常行動と判断することと定義した。

4. 実験環境

本章では、本論文で使用する豚舎の環境について述べる。本論文は農工連携で行われているプロジェクトの一部であり、今回使用する豚舎はプロジェクトで用意されているものである。豚舎の寸法は幅8[m]、奥行き8[m]、高さは最も高い場所で4.2[m]、軒高は2.65[m]である。

5. 実験結果

本章では、実験結果について述べる。本実験に用いる動画は、画面内に多数の豚が写っている豚舎内の様子を撮影したものを用意した。その動画を用いて、YOLOv2-tiny と提案手法の誤差率、異常行動の検出率および豚舎内の豚群の移動量を算出し、提案手法の豚群追跡の可能性を検討する。

5.1 YOLOv2-tiny

YOLOv2-tiny の誤差率は式1から算出する。

$$error_rate = \frac{\sum |pig_{all} - pig_{rec}|}{\sum pig_{all}} \quad (1)$$

pig_{all} はフレーム内に存在する豚数、 pig_{rec} は YOLOv2-tiny が認識した豚数を示す。実験の結果、YOLOv2-tiny は959頭中841頭の豚を認識することができた。したがって、式1より YOLOv2-tiny の誤差率は16.7%であった。

5.2 提案手法

提案手法の誤差率は式 2, 3 から算出する。

$$error_rate = \frac{\sum |pig_move_{true} - pig_move_{rec}|}{\sum pig_move_{true}} \quad (2)$$

$$error_rate = \frac{\sum |pig_abn_{true} - pig_abn_{rec}|}{\sum pig_abn_{true}} \quad (3)$$

$pig_movetrue$ は豚の移動量の真値、 $pig_moverec$ は提案手法が算出した移動量を示す。実験対象となる動画は 2 頭、5 頭それぞれ 1 時間の動画である。移動量に関しては、豚の全体移動量を 1 分毎に合計したものと 1 時間分全て合計したもの(全フレーム)の 2 パターンで検証した。また、YOLOv2-tiny の認識領域が微小振動しているため、1.5 [pixel]以下を 0[pixel]と定義した。豚の移動量と真値の時間変化の一例を図 3, 4 に示す。また、提案手法の誤差率は、表 1 に示す。図 5, 6 には真値と実測値の散布図を示す。

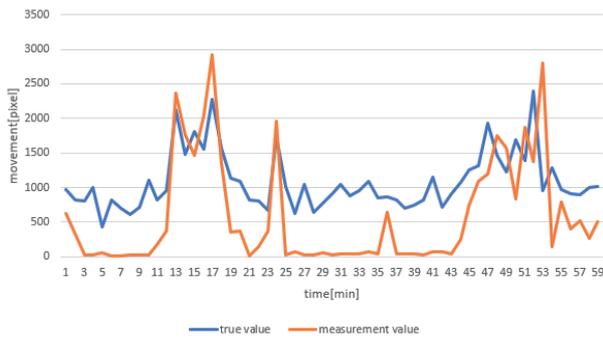


図 3. 真値と実測値の比較(2 頭)

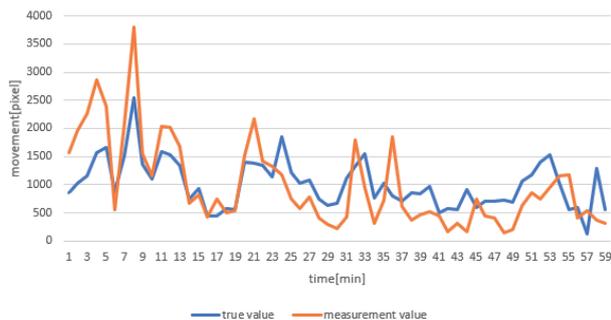


図 4. 真値と実測値の比較(5 頭)

表 1. 提案手法の移動量の誤差率

豚の数	比較法	誤差率[%]
豚 2 頭	1 分毎	69.3
	全フレーム	46.3
豚 5 頭	1 分毎	48.0
	全フレーム	1.77

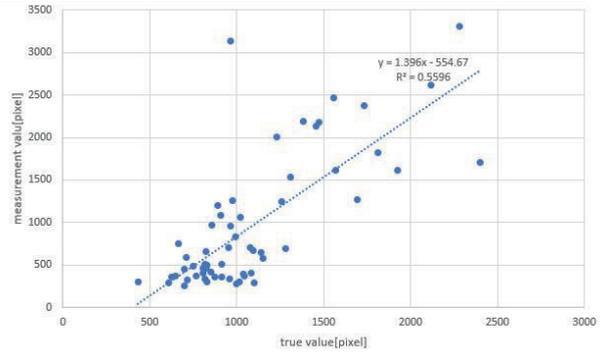


図 5. 豚 2 頭の散布図

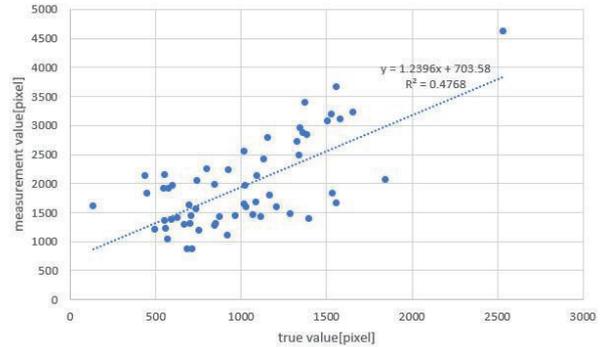


図 6. 豚 5 頭の散布図

表 1 より、豚 2 頭の誤差率は 46.3[%]、豚 5 頭の誤差率は 1.77[%]となった。絶対的な評価では豚 2 頭の場合、精度が低い。しかし、表 5, 6 から相対的な評価では、高い精度で移動量が算出されていることがわかった。

誤差率の原因として、以下の 2 点が考えられる。1 点目は、YOLOv2-tiny の追跡精度である。柵やソーティングゲートが存在する領域では、オクリュージョンが発生し、認識ミスが増加していた。2 点目は、ラベリングの数字が入れ替わる現象である。複数の豚が密集していて、かつ YOLOv2-tiny の認識ミスが発生した場合、ラベリングの数字が入れ替わる現象が起きる。そのため、その分移動量が大きく算出されると考える。

5.3 異常行動

本節では、異常行動の検出について述べる。本論文では異常行動検出の実験として、5 分間連続でフレーム間の移動距離が 10[pixel]以下であれば異常行動と判断することと定義した。異常行動と定義された豚は与えられている番号の数字の色が変化するようにした。実験に使用する動画は、豚 2 頭、豚 5 頭、豚 17 頭のそれぞれ 3 本ずつ計 9 本用意した。異常行動の誤差率は式 3 から算出する。

$pig_abntrue$ は異常行動を行っている豚数、 pig_abnrec は提案手法が認識した異常行動の豚数を示す。異常行動の真値に用いる値は、5 分間動いていない豚の数を人の目で数え、定義した。表 2 に各動画の真値、提案手法が異常行動と判断した豚数を示す。また、図 7 に豚 5 頭の異常行動検

出結果の一例を示す。数字が赤くなっている豚は異常行動を行っていることを示す。



図 7. 豚 5 頭の異常行動検出例

表 2. 異常行動の検出結果

豚の数[頭]	真値[頭]	実測値[頭]
2	2	2
	1	1
	2	2
5	1	1
	3	3
	2	2
17	2	1
	10	4
	12	8

表 2 より異常行動検出の誤差率は、豚 2 頭と 5 頭で 0[%]、豚 17 頭の場合は 47.8[%]、全体で 15.9[%]となった。誤差の原因として、移動量の誤差率の原因と同じで、YOLOv2-tiny の追跡精度また、近くの豚と番号が入れ替わる問題が考えられる。

6. 結論

本論文では、豚舎内の複数の豚を追跡することで、異常行動をする豚を検出するために必要な情報を求めることを目標として、複数の豚を追跡する手法の提案と評価を行った。まず、豚追跡に必要な手法の検討を行い、畳み込みニューラルネットワークを用いた物体検出アルゴリズムである YOLOv2-tiny を用いることとした。また、異常行動をする豚を検出するためには個体別の移動量を求める必要がある。そのため、YOLOv2-tiny とラベリングの手法を組み合わせた豚追跡手法を本論文の提案手法とした。YOLOv2-tiny の学習には、2661 枚の学習画像を用意し、学習を行った。その結果、YOLOv2-tiny の豚追跡の誤差率は、16.7[%]となった。個体別の移動量の算出にはラベリングの手法を用いた。ラベリングの手法は YOLOv2-tiny が追跡している豚を個体ごとに数字を与え、フレームが変化しても同じ数字を保持し続ける手法である。また、提案手法を用いた実験により、豚の追跡率、異常行動の判別の評価を

行った。評価の結果は、豚 2 頭は 46.3[%]、豚 5 頭は 1.77[%]であった。誤差の原因としては 2 点挙げられる。1 点目は YOLOv2-tiny の追跡精度、2 点目はラベリングの問題である。1 点目に関しては、柵やソーティングゲートなどのオクリューションが発生した場合や豚が密集している箇所の検出ミスが見受けられた。2 点目に関しては、複数豚が密集し、YOLOv2-tiny の認識ミスが起こった場合に起こる可能性が高い。ラベリングの番号が入れ替わり、誤った移動距離が算出されてしまう原因となることがわかった。異常行動の検出は豚 2 頭、5 頭、17 頭の動画それぞれ 3 本ずつ異常行動を行っている豚が写っているものに対して実験を行った。結果として、豚 2 頭、5 頭は誤差率 0[%]、豚 17 頭は誤差率 47.8[%]、全体で 15.9[%]となった。豚の数が多い場合、柵やソーティングゲート、他の豚によるオクリューションが大きく影響し、異常行動判別の誤差率に影響したと考えられる。しかし、このラベリングの手法により豚の数が少ない場合、高い精度で異常行動を行う豚を判別することができると考えられる。

今後の課題としては、4 点が挙げられる。1 点目は YOLOv2 の精度向上である。YOLOv2-tiny の精度が提案手法の精度に大きくかかわっているため学習データや学習回数を増やすなどにより現在の誤差率 16.7[%]より改善されるのではないかと考えられる。2 点目は様々な条件下での実験である。時間帯や天候、豚の数などの様々な条件下で長時間の解析を行い、データを増やす必要がある。3 点目は真値の作成である。本論文の追跡の誤差率で用いた真値は、先行研究²⁾のものを使用している。しかし、先行研究の真値作成に用いている MultiTracker の CSRT は、追跡中に微小な振動を起こしているため、正確な真値とは言えない。そのため、正確な真値の作成方法を検討する必要がある。4 点目は他の異常行動の判別条件を加えて総合的に判断することである。本論文では、同じ場所に留まっている豚のみを条件に異常行動を判別している。しかし、異常行動の条件は複数あるため、それらを総合的に判別することができる手法を検討する必要があると考える。これらの問題を解決し改良を行うことで、異常行動をする豚を検出するシステムを構築することができるようになると考えられる。

謝辞

本研究は農研機構生研支援センター「革新的技術開発・緊急展開事業（うち経営体強化プロジェクト）」の支援を受けて行った。お礼申し上げます。

参考文献

- 1) 農林水産省: ”畜産をめぐる情勢、統計データ、プレスリリース”, https://www.maff.go.jp/j/chikusan/ki-kaku/lin/l_hosin/, (アクセス日:2019 年 11 月 11 日)

- 2) 古藤好美: ”学習機能を持つ物体追跡手法を持つ複数豚追跡に関する研究”、宮崎大学大学院工学研究科修士課程工学専攻機械・情報系コース修士論文、2019年1月
- 3) GitHub: “YOLOv2 解説”, <https://github.com/leetcnki/YOLOv2/blob/master/YOLOv2.md>, (アクセス日: 2019年11月13日)