

非接触体重計量器による鶏の体重推定手法に関する研究

阿野裕司*

A Study on Chicken Weight Estimation Method by Non-contact Weight Scale Yuji Ano

養鶏場において鶏の体重は生産性向上のための重要な指標であるが、鶏の体重計量はすべて人手で実施されているため、相当の手間と時間がかかっている。本研究では、3次元センサや暗視カメラを用いた非接触体重計量器による鶏の体重推定手法を構築した。さらに、実証実験を通じて、実際に鶏を飼養する種鶏場においても体重推定可能なシステムであることを確認した。その結果、約±10%の体重推定精度を達成できることが確認された。

1. 緒言

近年、日本人の食生活の変化や健康志向を受け、高タンパク・低脂肪の鶏肉は過去最高の需要を更新しており¹⁾、鶏肉の増産ニーズは高まっている。しかしながら、養鶏事業は鶏舎の環境管理や給餌量・給水量の制御、鶏の健康管理など人手に頼る部分が多く、また作業従事者の高齢化や人材不足などの問題も抱えている²⁾。そのため鶏肉の増産ニーズへの対応だけでなく、事業継続性の面からも業務効率化や生産性の向上は早急に解決すべき課題となっている³⁾。

特に生産性向上のために重要な要素が「鶏の体重」であり、養鶏場の1つである種鶏場では目標とする産卵率を達成し、過肥を抑制するために体重計量を実施されている。種鶏場では、一般に鶏を個体ではなく群として取り扱うため、体重計量は全数ではなく抽出して行われる。1鶏舎当たり3000~5000羽程度の鶏が飼養されており、体重計量における一連の作業(雌雄判別、捕鳥、計量、帳簿記録)をすべて人手で行っているため、毎週3時間以上の時間を要している。また人手で行うことにより、捕まえやすい鶏や作業従事者の主観で標準的と思われる鶏が選択されるなど、偏った選別を行ってしまい、正確な体重計量を実施できていない可能性がある。さらに、成鶏の雄は大型化し攻撃性も増すため、さらに業務時間を有するなど問題点が多い。

本研究では、上記の課題解決を目的とした非接触体重計量器による鶏の体重推定手法に関する検討を行った。具体的には、3次元センサや暗視カメラを用いた非接触での体重推定を行うために必要な処理手法を構築・検証し、さらに実証実験を通して実際に鶏を飼養する種鶏場においても体重推定可能なシステムであることを確認した。なお、体重推定精度は種鶏場で要求されている±5%以内を目標とした。

2. 実験方法

2・1 機器とシステムの構成

図1に非接触体重計量器を用いた鶏の体重推定システムの構成図を示す。床面から約2mの高さの鶏舎天井付近に2

次元走査型距離センサ(UBG-04LX-F01:北陽電機製)と、200万画素の暗視カメラ(ELP-USBFD05MT-DL36-J:ELP製)を設置し、その下で鶏を飼養した。なお、距離センサの走査方向は図1に示すx-z平面であり、角度分解能は0.36°、測定誤差は測定距離2mで±20mmである。この距離センサにアクチュエータ(Dynamixel MX-64T:Best Technology製)を組み合わせ、距離センサと同等の角度分解能0.36°になるようにx軸を中心として回転させたものを3次元センサとした。

複数羽の鶏に対して、3次元センサから得られる点群データの一例を図2に、その点群データから求められる鶏の高さ情報を基にした2次元画像(以下、2.5次元画像と略す)を図3に示す。2.5次元画像は鶏の高さ情報を画素値としているため、高さが高い場所では画素値が大きく(白く)、高さが低い場所では画素値が小さく(黒く)表される。

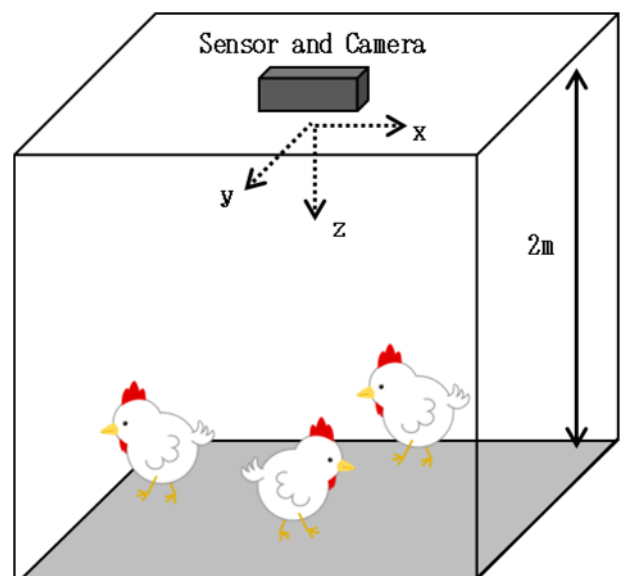


図1 体重推定システムの構成図

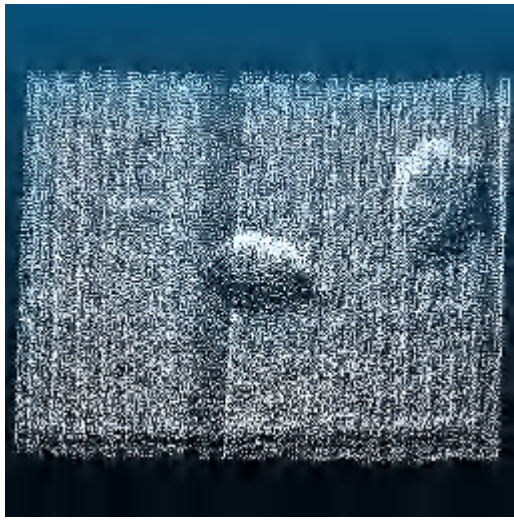


図2 点群データ

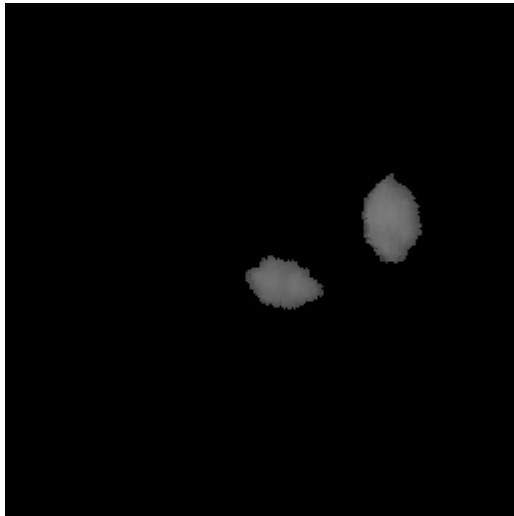


図3 2.5次元画像

2・2 個体分離、座位判定、雌雄判別手法

図2に示すように1視野内に複数羽の鶏が存在する場合、まず体重推定システムから得られる情報を用いて、鶏の個体分離を行う必要がある。さらに、安定した鶏の点群データを取得するための座位判定や、雌雄別の体重管理を行うための雌雄判別も必要となる。複数羽の鶏の体重を推定する手法のワークフローを図4に示す。

まず、鶏の個体分離手法について、図3に示す2.5次元画像上における鶏には「中心付近の画素値が大きく、周辺部での画素値が小さい(山型)」、「楕円形状に類似」という2つの特徴が確認できた。そこで、最も画素値が大きい画素から周辺画素を走査し、画素値が小さくなっていく範囲を同じ鶏、画素値が大きくなった場合は異なる鶏と隣接している境界と判断することで、鶏の個体分離を行った。さらに、楕円形状への類似度合いとして、「楕円度 e 」を式(1)のように定義し、 $e \geq 0.85$ であることを鶏の条件とした。ここで、 s_x は2.5次元画像上における鶏の領域の面積、 s_y は鶏の長手方向と短手方向をそれぞれ長径と短径にした楕円の領域の面積、 s_{xy} は s_x と s_y が重なっている面積とする。 $e=1$ のとき鶏は完全に楕円と一致することを示す。

次に、安定して鶏の点群データを取得するため、体勢変

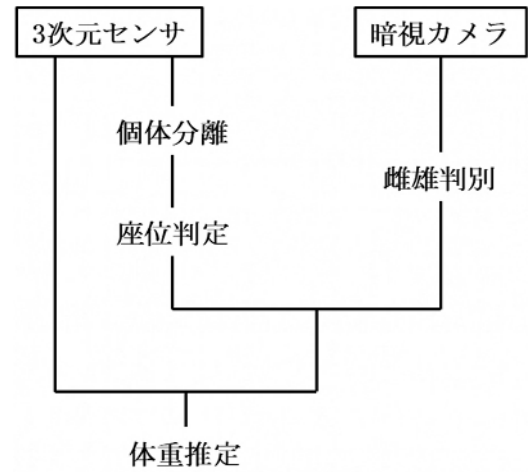


図4 複数羽の鶏の体重を推定する手法のワークフロー

$$e = \frac{s_{xy}}{s_y} \quad (1)$$

動が少ない座位体勢の鶏のみを抽出する条件として、「変数 k_1, k_2 」を式(2)(3)のように定義した。ここで、2.5次元画像における鶏の重心を鶏の中心とした場合、 h は鶏中心の高さ、 v は鶏の体積を表す。3次元センサと暗視カメラより得られるデータから、実際に座位体勢の鶏を特定し、 k_1, k_2 の取りうる範囲を調査した結果、 $0.5 \leq k_1 \leq 0.7$ かつ $0.725 \leq k_2 \leq 0.775$ を座位体勢の鶏の条件とした。

$$k_1 = \frac{h}{\sqrt{x}} \quad (2)$$

$$k_2 = \frac{\sqrt[3]{v}}{\sqrt{x}} \quad (3)$$

続いて、「対称性 s 」を式(4)のように定義した。理想的な座位体勢は鶏が首を伸ばしたりせず丸くなっている状態であり、このとき2.5次元画像上で鶏の長手方向を軸として分割した場合に、分割した領域間で対称性があることが確認できる。そこで、鶏の長手方向を軸として分割した場合のそれぞれの領域の面積を s_p, s_q とし、 s_{pq} は s_p を長手方向を軸に折り返した場合に s_q と重なる部分の面積とすると、 $s=1$ のとき鶏は完全な対称性を持つと言える。ここでは、理想的な座位態勢として $s \geq 0.97$ であることを条件とした。図3の2.5次元画像に対して式(1)~(4)を用いて個体分離、座位判定を行い、鶏の個体ごとに色分けした結果を図5に示す。

$$s = \frac{s_{pq}}{s_p + s_q} \quad (4)$$

最後に雌雄判別については、点群データや鶏だけの画像から判別することが困難であったため、近赤外光を反射する反射シート(PX8470:3M製)を張り付けたタグを雄に取り付けて、暗視カメラによってタグを検出することで実施した。タグの写真を図6に示す。また、図2の点群データが得られた同時時間帯に暗視カメラから得られた画像を図7に、さらにタグを検出するため2値化処理した結果を図8に示す。図5と図8との間で位置合わせを実施し、タグが検出できた個体を雄、検出できなかった個体を雌と判別させる

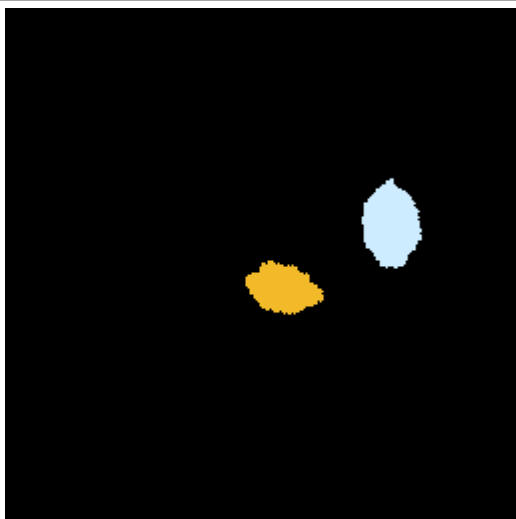


図5 個体ごとに色分けした結果

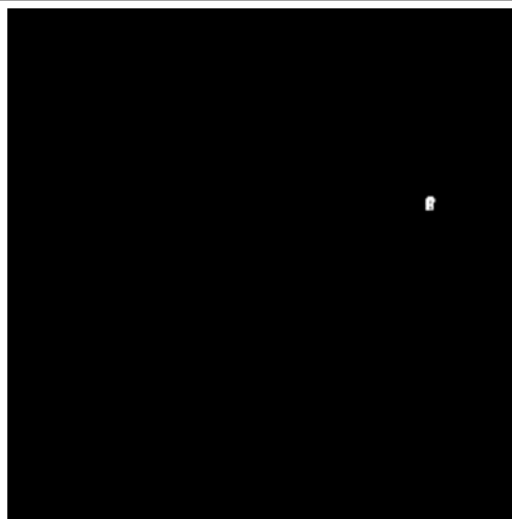
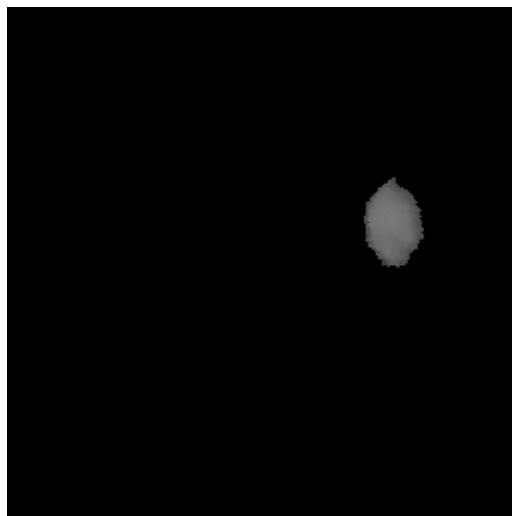


図8 2値化画像(タグ検出)



図6 雌雄判別タグ



(a) 雄と判別された鶏



図7 暗視カメラの画像



(b) 雌と判別された鶏

図9 雌雄判別を行った鶏の2.5次元画像

ことで、鶏の雌雄判別を実施した。実際に雄と判別された鶏の2.5次元画像を図9(a)、雌と判別された鶏の2.5次元画像を図9(b)に示す。

2・3 体重推定手法

体重推定手法としては、鶏の体積を求めて体重を線形推定する手法(以下、手法1と称す)と、画像分類手法であるSSD (Single Shot MultiBox Detector)⁴⁾を用いて、AIの1

つであるディープラーニングによる体重推定を行う手法(以下、手法2と称す)の2手法を用いて、体重推定精度の比較検討を行った。

手法1では、2.5次元画像上での積分処理によって鶏の体積を算出し、体積と測定体重から回帰分析によって得ら

れた回帰直線に基づいて体重の推定を行った。手法2で用いたSSDはECCV2016 (European Conference on Computer Vision 2016)で発表された画像分類手法である。他の手法として、精度は劣るが高速に動作するYOLO⁵⁾や、低速だが高精度であるFaster R-CNN⁶⁾があるが、YOLOより高速かつFaster R-CNNと同等に高精度な分類が可能⁴⁾とされるSSDを本研究では採用した。2.5次元画像と画像上の鶏の位置や測定体重を入力とし、100g単位でのクラス分けを行うための学習を雌雄別々に実施した。なお、画像を学習用、検証用、体重推定用の3つに分けて、学習用画像で学習し、検証用画像で学習結果を検証する作業を繰り返すことにより、体重推定精度の向上を図った。学習回数は250回とし、学習後に体重推定用画像を入力することで体重推定を実施した。

2・4 体重推定手法の検証方法

山口県農林総合技術センター畜産技術部山口県畜産試験場(以下、畜産試験場と略す)で取得するデータを用いて、体重推定手法の検証を実施した。種鶏であるホワイトコーニッシュの雄とホワイトプリマスロックの雌をそれぞれ11羽ずつ開放鶏舎において飼養し、非接触体重計量器によってデータを取得した。非接触体重計量器の下には常に雌雄1羽ずつが飼養されている状態を基本として、1日3回鶏を入れ替え、個々の鶏を特定し体重測定と体重推定を行うことで、推定体重と測定体重の比較を可能とした。

畜産試験場でのデータ取得期間は2021年7～10月の間で、鶏が座位体勢となることが多い夜間のデータを扱うため、学習や検証に18時から翌3時までのデータを、体重推定には4時から7時までのデータを用いた。

2・5 体重推定システムの検証方法

体重推定システムの検証は、深川養鶏農業協同組合(以下、深川養鶏と略す)で実施した。深川養鶏では週1回、雄30羽、雌25羽を無作為に1羽ずつ選別して体重測定を行っており、個々の鶏に対しての推定体重と測定体重の比較ができない。そこで、体重測定を実施した日に非接触体重計量器で取得した鶏のデータから体重推定を行い、その推定体重の平均値とその日の測定体重の平均値を比較することで体重推定精度を確認した。

深川養鶏でのデータ取得期間は2021年8月～10月の間で、鶏舎内には雄250羽程度、雌が2500羽程度の鶏が飼養されていた。鶏舎内の一区画に非接触体重計量器を設置し、その下に入り込んだ鶏からデータを取得した。畜産試験場と同様に、鶏が座位体勢となることが多い夜間のデータを扱うため、体重測定を実施した日の0時から6時及び19時から24時の間のデータから体重推定を行った。なお、実際に体重測定を実施する日は8月21日から10月23日の間、週1回の計10日間であり、雌雄合わせて20回分のデータとなる。ただし、8月21日のみ雄のデータが取得できなかったため、19回分のデータを用いて評価を実施した。また、非接触体重計量器による1日(0時から6時及び19時から24時の間)あたりのデータ取得数は、雄が最低40羽程度、雌が最低150羽程度であり、十分な数の鶏からデータを取

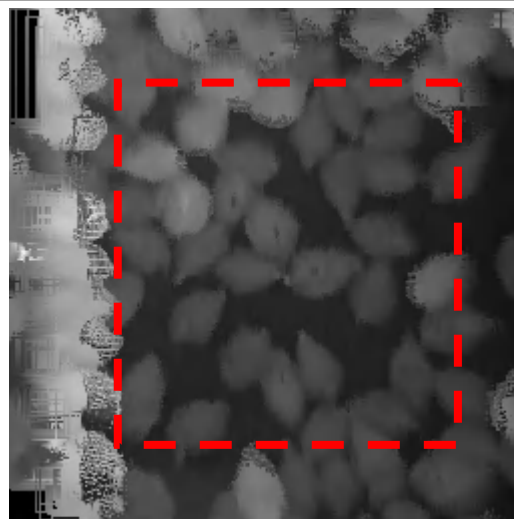


図10 深川養鶏での2.5次元画像

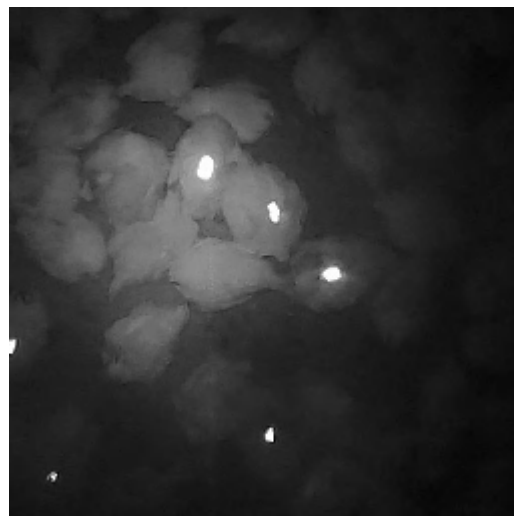


図11 深川養鶏の暗視カメラの画像

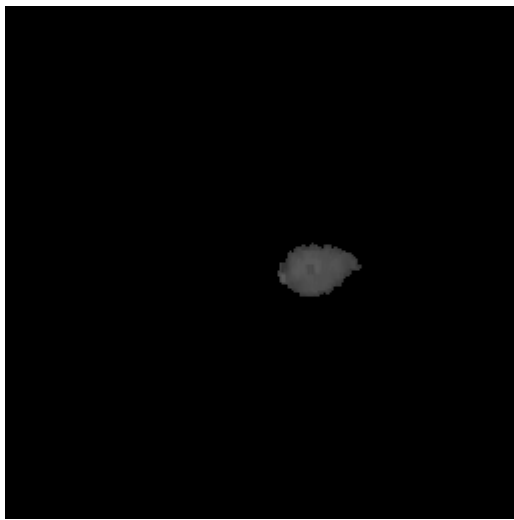
得できていることを確認している。

ここで、深川養鶏に設置した非接触体重計量器の3次元センサから得られる点群データを処理することで求められる2.5次元画像を図10、同時時間帯に暗視カメラから得た画像を図11に示す。暗視カメラに比べ、3次元センサの方が広範囲のデータを取得可能である。暗視カメラの撮影範囲を図10上の赤い点線で示す。赤い点線範囲外には餌場等の障害物があるため、赤い点線範囲内に存在する鶏を対象として、体重推定を実施した。式(1)～(4)を用いて鶏を抽出した結果、図10の例からは雄1羽、雌2羽が抽出できた。図12に抽出した3羽を示す。

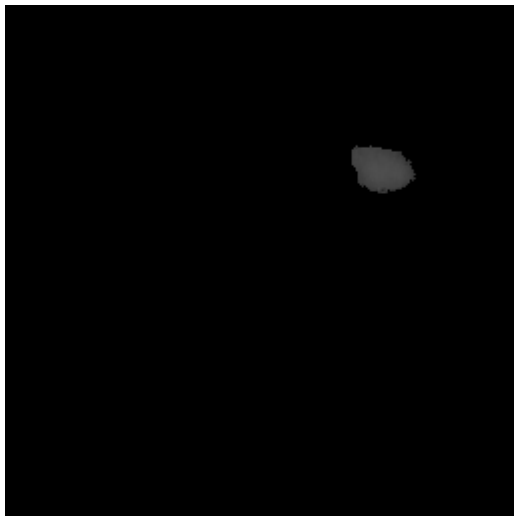
3. 実験結果

3・1 体重推定手法の検証結果

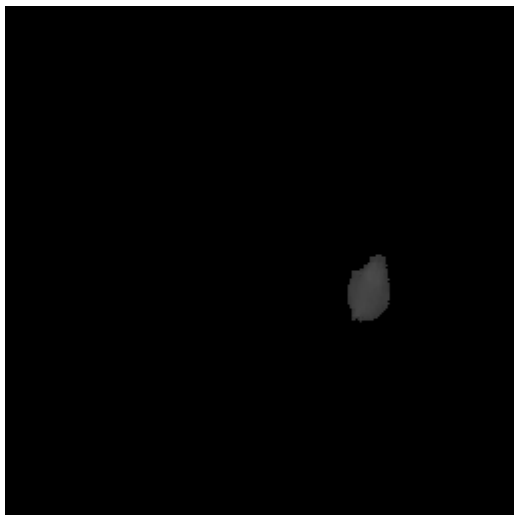
まず手法1を検証するため、2.5次元画像から積分処理によって体積を算出し、体積と測定体重から回帰分析によって得られた回帰直線に基づいて体重の推定を行った。図13に雌雄別の鶏の体積と測定体重の相関関係を、式(5)(6)に雌雄別の回帰直線を示す。なお、図13は横軸が体積、縦軸が測定体重を表し、式(5)(6)の w_m と w_f は雌雄別の推定体



(a) 雄と判別された鶏の2.5次元画像



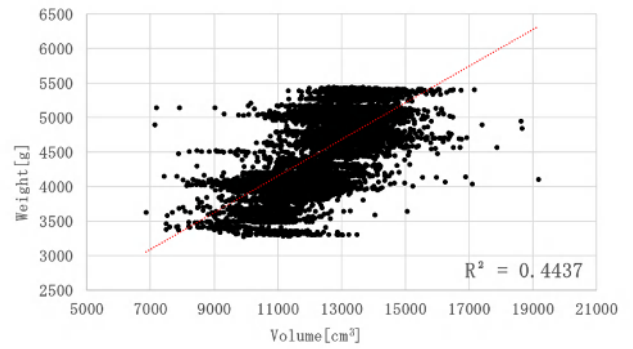
(b) 雌と判別された鶏の2.5次元画像



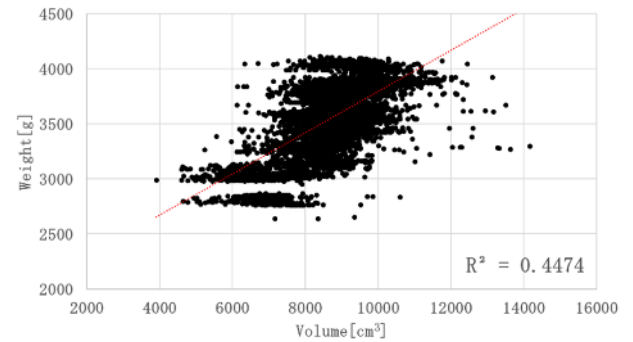
(c) 雌と判別された鶏の2.5次元画像2

図12 体重推定を行う鶏を抽出した画像

重、 v_m と v_f は雌雄別の体積を表す。式(5)(6)の回帰直線より求められる推定体重と測定体重から相対誤差を求め、その平均を求めることで体重推定精度を確認した。結果として、雄が6.7%、雌が5.5%の誤差となり、目標としていた体重推定精度に雄は1.2%、雌は0.5%届かなかった。



(a) 雄



(b) 雌

図13 体積と測定体重の関係

$$w_m = 0.2655v_m + 1231.0 \quad (5)$$

$$w_f = 0.1870v_f + 1924.3 \quad (6)$$

次に手法2を検証するため、推定体重と測定体重から相対誤差を求め、その平均を求めることで体重推定精度を確認した。なお、雄は学習用に6844枚、検証用に2281枚、体重推定用に547枚を用い、雌は学習用に5743枚、検証用に1914枚、体重推定用に1484枚の画像を用いた。結果として、雄が6.0%、雌が6.3%の誤差となり、手法1と比べて雄は精度が0.7%改善したが、雌は精度が0.8%低下した。

ここで手法2のさらなる精度向上を目指して、学習用の画像を回転(90°、180°、270°)させることで4倍の枚数に水増し処理を行い、同様に学習を実施し、体重推定精度を確認した。結果として、雄が5.4%、雌が4.7%の誤差となり、より高い体重推定精度を実現できることを確認したが、雄のみ目標としていた体重推定精度に0.4%届かなかった。より精度を向上させるための方法としては、さらに長期間のデータ取得を行い、学習用や検証用の画像枚数を増やすことなどが考えられる。

3・2 体重推定システムの検証結果

まず、手法1で得られた式(5)(6)に示す回帰直線から求められる推定体重の平均値と測定体重の平均値から体重推定精度を確認した。結果を図14に示す。全体を通して負の相対誤差となっており、同じ体重の鶏であっても、畜産試験場よりも深川養鶏の鶏の方の体積が小さい、つまり雌雄共に鶏の見た目が小さいことがわかる。考えられる要因の

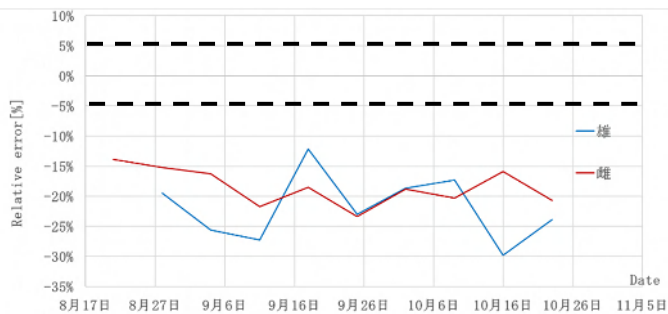


図 14 手法 1 による体重推定の相対誤差

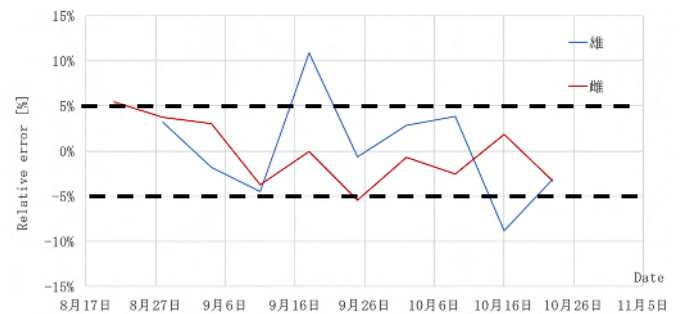


図 16 手法 1 による体重推定の相対誤差(回帰直線補正後)



(a) 畜産試験場



(b) 深川養鶏

図 15 鶏の羽装の様子

1 つとして、畜産試験場及び深川養鶏で飼養している日齢の同じ鶏を撮影した写真を図 15 に示す。畜産試験場の鶏は羽装が整っているのに対し、深川養鶏の鶏は羽装が減少し、皮膚が露出している個体も多い。深川養鶏では多くの鶏が同じ環境で飼養されているため、交尾行動や鶏同士の喧嘩などが頻発しており、結果として羽装がより減少しているものと思われる。当然、3次元センサは羽装も含めて鶏の形状データとして取得するため、この羽装の減少が結果に大きく影響していると考えられる。そこで、この羽装減少分を考慮し、様々な補正値を検討したところ、雌雄それぞれの体重の約 20%にあたる雄 1000g、雌 700g を加算することで誤差が大きく減少することを確認した。補正した回帰直線を式(7)(8)に示す。

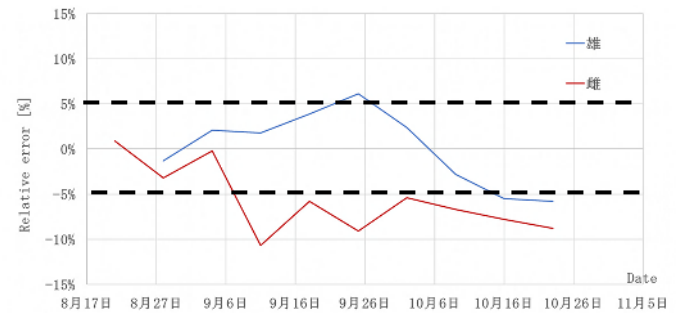


図 17 手法 2 による体重推定の相対誤差

$$w_m = 0.2655v_m + 2231.0 \quad (7)$$

$$w_f = 0.1870v_f + 2624.3 \quad (8)$$

式(7)(8)から求められる推定体重の平均値と測定体重の平均値から体重推定精度を求めた結果を図 16 に示す。結果として、雌雄で目標の体重推定精度範囲に収まらないことが 2 回ずつあったが、それ以外の 15 回において目標の精度を達成できることを確認した。

続いて、手法 2 で求めた推定体重の平均値と測定体重の平均値から相対誤差を求めた結果を図 17 に示す。目標の体重推定精度に収まらないことが雄で 3 回、雌は 5 回あり、手法 1 と比べ、体重推定精度が低下した。このことは、手法 1 での検証結果でも述べたように、日齢は同じであるものの、羽装の違いにより形状が異なる鶏をディープラーニングの学習と推定に用いたことが原因の 1 つと推測される。つまり、手法 1、手法 2 ともに畜産試験場で取得したデータではなく、深川養鶏で取得したデータを用いて体重推定手法を構築できれば、体重推定精度は改善する可能性が高いと考えられる。

4. 結 言

本研究では、3次元センサや暗視カメラを用いて、複数羽の鶏の体重推定を行うために必要な処理手法を構築・検証した。さらに実証実験を通して実際に鶏を飼養する種鶏場において、体重推定可能なシステムであることを検証した。本研究で得られた知見は以下のとおりである。

- (1) 体重推定手法の検証においては、鶏の体積を用いた体重推定手法の場合、体重推定精度は雄が 6.7%、雌が 5.5%の誤差となった。一方で、ディープラーニングを用いた体重推定手法の場合、体重推定精度は雄が 5.4%

雌が 4.7%の誤差となった。

- (2) 体重推定システムの検証においては、羽装の違いによる影響が大きかったものの、鶏の体積を用いた体重推定手法の場合、補正を行えば全体の約 80%で目標の体重推定精度を達成していることを確認した。一方で、ディープラーニングを用いた体重推定手法の場合、補正を実施できないため、全体の約 60%でしか目標の体重推定精度を達成できなかった。
- (3) どちらの手法にもおいても、深川養鶏で取得したデータを用いて体重推定手法を構築できれば、体重推定精度は改善する可能性が高い。また、本体重推定手法は種鶏ほどの体重推定精度を必要としない肉養鶏のブロイラー等に適用できる可能性もある。

本研究の遂行に当たり、数多くの有益なご指導、ご助言を賜りました国立大学法人山口大学大学院理工学研究科水上准教授に深く感謝致します。

実験にご協力頂いた深川養鶏農業協同組合 木村裕昭氏、並びに、山口県農林総合技術センター畜産技術部山口県畜産試験場 伊藤直弥氏に深く感謝致します。

参考文献

- 1) 農畜産業振興機構, 鶏肉が食肉消費の主役に, https://www.alic.go.jp/koho/mng01_000157.html (2017).
- 2) 農林水産省, 農業労働力に関する統計, <https://www.maff.go.jp/j/tokei/sihyo/data/08.html> (2021).
- 3) 農林水産省, 農業 DX 構想検討会 -農業 DX をめぐる現状と課題-, <https://www.maff.go.jp/j/kanbo/dmap/nougyoudxkousou.html> (2021).
- 4) Wei Liu, Dragomir Anguelov, Dumitru Erhan, Christian Szegedy, Scott Reed, Cheng-Yang Fu, Alexander C. Berg : SSD : Single Shot MultiBox Detector, *Computer Vision - ECCV 2016*, **14**, p.21-37 (2016).
- 5) Joseph Redmon, Santosh Divvala, Ross Girshick, Ali Farhadi : You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection, *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition 2016*, **29**, p.779-788(2016).
- 6) Shaoqing Ren, Kaiming He, Ross Girshick, Jian Sun: Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks, *Neural Information Processing Systems 2015*, **28**, p.91-99(2015).