

博士論文要約 (Summary)

2017年 9月入学

連合農学研究科 生物環境科学専攻

氏名 市浦 茂

タイトル	IoT と AI を用いたニワトリの個体管理技術に関する研究
第 I 章 序言 [研究の背景] 2019年に国連から発表された人口統計のハイライト UN, World Population Prospects 2019 Highlights, 2019によると、世界の人口の増加が続いている。今後のミディアムバリエーションプロジェクトとして、世界の人口は2100年に109億人まで増加すると試算されている。今後も人口は増加傾向にあるため、それに対して食料の供給が追いつかなくなることが懸念される。食料危機を起こさないために、生産性向上や廃棄食材を減らすためのシステム研究を加速する必要がある。 2015年9月の国連サミットでSDGs (Sustainable Development Goals: 持続可能な開発のための2030アジェンダ)で、17のゴールが定められた。これらの17の目標は、あらゆる形態の貧困に終止符を打ち、不平等と闘い、気候変動に対処しながら、誰ひとり置き去りにしないための取り組みに向け、世界が力を合わせていくことを提言した。全世界では8億以上の人々が栄養不足で飢餓に苦しんでいる。食料生産量は十分確保できているが、食料は気候変動、紛争、経済停滞の理由で行き届いていない。国際連合食糧農業機関 (FAO: The Food and Agriculture Organization of the United Nations) はこうした事態を改善するため、食料を直接配給するのではなく、教育や知識によって、すべての人が持続可能な方法で健康な生活ができることを目指している。FAOでは、それぞれの国や地域の農業従事者に対して技能や知識の情報を伝えるとともに、農業従事者を支えるインフラの整備など様々な問題を人間が自分で考えて改善するための手法を提供する支援を行っている。 FAOが行った予測では、2005年~2007年と比較し、2050年には穀物の需要量は1.5倍に、肉類の需要量は1.8倍に増加する。人口の増加に加え、経済的に豊かになった国が増え、肉類を食べる人の増加で肉類の需要が跳ね上がると予測されている。世界の鶏肉生産は、1990年の3,540万tから、2010年に9,500万tと124~171%に増加しており、総ての畜産物生産の中で最も高い相対成長率を示している。食肉全体の消費量は国・地域によって構成が異なるが、2000年から2012年にかけて牛肉の割合が減り、鶏肉が増える傾向にある。日本の鶏肉の国内消費量は、2017年2,399千トン、2018年に2,511千トンと前年比4.7%増加しており、ニワトリの生産量は2017年に1,575千トン、2018年に1,600千トン、処理羽数が2017年で685,105千羽、2018年で700,571千羽とそれぞれ増加している。国内のニワトリ養鶏場は2017年に2,310戸、2018年に2,260戸と減少しているが、500千羽以上を出荷する大規模養鶏場は2018年度で12.0%を占めており、戸数と生産量の関係から大規模化が進行している。大規模な養鶏場は、鶏舎内に監視カメラを設置して24時間体制で目視での監視を行っているが、人間による監視は注意力の維持や監視範囲の制限などに問題があり、監視が行き届かない部分がある。また、飼育員は定期的に養鶏場を巡回し、ニワトリの状態を観察しており、作業負担や人件費が多くなることに加え、鶏インフルエンザなどの感染症を発生させるリスクも高くなる。	

「研究の目的」

本研究は、ニワトリの生産における、IoT/AI を活用した新たな飼養管理技術を開発することを目的とする。また、今後のアニマルウェルフェアを考慮した飼養環境を構築するため、これまで人間による監視能力を超え、飼養管理をIoT と AI などのデジタル情報技術を活用して省力化するとともに、これまで実現できなかった個体ごとのニワトリの行動データの見える化手法を構築する。

「材料及び方法」

実験場所は、山形大学農学部の実験畜舎で行った。飼養試験は山形県内の養鶏事業者からニワトリの雛（チャンキー種）を導入し、合計 6 回行った。飼養ケージは、2 種類の汎用園芸パネル（90 cm × 180 cm, 90 cm × 90 cm）合計 4 枚を組み合わせて作成した。ただし、RFID タグ受信ロガー試験を含む第 3 回と第 4 回目の試験では、本サイズよりコンパクトな汎用園芸パネル（125.5 cm × 89 cm, 90cm × 90cm）を使用した。飼養のニワトリの脚には、RFID タグを取り付けた。右側を給餌エリア、左側を飲水エリアとしてエリア間の行き来のための通路を設け、試作した RFID タグ受信機内蔵体重計を設置し、給餌、飲水エリア間の行き来の際、ニワトリの ID と体重を測定を行った。また、可視光 IP 監視カメラを飼養ケージの置かれた実験畜舎の天井に設置し、24 時間連続でニワトリの行動を録画した。

第Ⅱ章 RFID を用いたニワトリの個体管理

一般的なニワトリの生産過程では、出荷基準の体重値が定められており、個々のニワトリが基準に到達していることが必要である。このため、養鶏農家は手作業で数羽のニワトリの体重のサンプリングを行い、鶏舎全体の成長を推定している。そのため、実際の流通では、出荷基準体重に未達のニワトリが混入することがあり、受け入れ業者は体重未達のニワトリの対応に苦慮していた。養鶏農家と受け入れ業者は、すべてのニワトリが出荷基準の体重値に到達しているか確認する簡易な方法を模索していた。本実験ではニワトリの脚に RFID タグを取り付け、RFID タグの受信と日々の体重の自動計測を行う RFID タグ受信機能内蔵体重計の試作を行った。RFID タグを安定して活用するには、RFID タグと RFID タグリーダ間に安定的に電磁界を発生させることが必要である。実験に採用した超小型 RFID タグの設置では、電磁界が最大となるように床面に対して垂直になるようにニワトリの脚へ設置する。実験で選択した LF 帯は通信スピードが遅いため、ニワトリが体重計を通過するスピードを抑制するものを設置すると効果的であった。また、RFID アンテナの感度の高い中心部へニワトリを誘導することで、より安定した通信が実現できる。RFID タグの周波数は、俊敏な動きをするニワトリの場合は、LF 帯より HF 帯を使ったシステムが適している可能性がある。

ニワトリへ安定して RFID タグを装着するには、熱収縮チューブを使って超小型アニマルタグ GT2112 をアニマルリングへ固定した上で、ニワトリへ装着する方法が有効である。アニマルリングはすべてのニワトリに対応できないが、4 週齢程度に成長したニワトリであれば利用可能である。アニマルリングの取り付け位置は、ニワトリの成長に伴い変化するため、定期的に RFID タグの装着状況を確認し、足の下方に固定して電磁界を大きく発生させるように調整する必要がある。

第Ⅲ章 可視光カメラと AI を用いたニワトリの個体検出

ニワトリの管理は、個々のニワトリの健康状態や敷料の状態など、生育にかかわる管理

ノウハウが鶏舎の飼育員の目からの情報として得ている。可視光の IP 監視カメラシステムで記録した個々のニワトリの大量な画像に含まれる特徴を AI に学習させることで、ニワトリの個体識別を行った。可視光カメラと AI を用いたニワトリの個体検出では、ディープラーニングによる物体検出アルゴリズムを用いたニワトリの個体検出手法の試作と、その検出精度評価を行った。AI で検出する個体は、ニワトリ 1 羽である。

試験区は第 5 回飼養実験において、2019 年 11 月 4 日から 11 月 12 日までの 9 日の実験のうち、パターン A (11 月 4 日に 2,617 枚の画像を学習して作成した AI) を使って 9 日間、ID95 の検出精度を評価した。パターン B (11 月 4 日作成したパターン A の AI を用いて、11 月 4 日から 11 月 6 日まで 3 日間の ID95 の検出精度を評価し (調査初期) , 11/7 に新たに 2,617 枚の画像を学習して作成した AI を用いて 11 月 7 日から 11 月 9 日まで ID95 の検出精度を評価 (調査中期) , 11 月 10 日に新たに 2,617 枚の画像を学習して作成した AI を用いて 11 月 10 日から 11 月 12 日まで ID95 の検出精度を評価 (調査後期) とした。)

ニワトリ 1 個体での検出実験での適合率の平均値は調査初期で両試験区とも 1.0, 調査中期でパターン A が 0.2 に低下し, パターン B が調査後期で 0.2~0.4 で推移した。再現率の平均値は, 調査初期は同じ物体検出モデルを使っていたため両試験区とも 0.40~0.41 で差がなかったが, パターン A は調査中後期が 0.00~0.13, パターン B は調査中期が 0.37~0.80, 後期が 0.01~0.14 であった。DICE 係数(F 値)の平均値は, パターン A で調査中期が 0.02~0.22, パターン B で調査中期が 0.51~0.89 であった。調査個体の体重増加率は調査初期で 21.4 % (257 g) , 調査中期で 22.5 % (329 g) , 調査後期で 5.6 % (240 g) であった。調査個体の行動量は調査初期が 59.9 m, 調査中期が 78.9 m, 調査後期で 24.1 m であった。

以上から, ニワトリの個体検出用物体検出モデルは, 20 %以内の体重増加率を目処に, 行動量を加味しながら定期的に容姿を再学習することで継続的に利用できることが判った。

第 IV 章 可視光カメラと AI を用いたニワトリの複数個体検出

可視光カメラと AI を用いたニワトリの複数個体検出の精度評価を行った。前章では, ニワトリ 1 羽の個体の検出であり, 特定の視覚的な特徴を持った個体を選定することで高精度に行うことができた。実際の鶏舎では数千羽のニワトリが鶏舎内に居るため, 一個体だけでなく, 複数の個体を同時に検出できれば, 人間の能力を超えた監視に繋がる。そこで, 本章では, ディープラーニングによる物体検出アルゴリズムを用いた複数個体検出モデルを試作し, その検出精度を評価した。

複数個体の検出実験では, 第 III 章の個体検出で行った調査後期 (11 月 9 日から 11 月 12 日) の実験は, 行動量が少なく画像に変化が少ないため, 調査対象から除外し, 調査初期 (11 月 4 日から 11 月 6 日) , 調査中期 (11 月 7 日~11 月 9 日) の 2 試験区でパターン A は, 11 月 4 日作成の AI を使い続けた場合とし, パターン B は 11 月 7 日に新たな AI を作り直した場合の精度評価を行った。

調査初期での行動量が多く, 各個体とも体重増加率が 20 %を超えた。複数羽の検出の適合率は, 初期で両パターンとも 0.37 であった。中期では, A パターンが 0.07~0.24, B パターンが 0.50~0.68 と高くなった。再現率は, 初期で両パターンとも 0.08~0.13 で差がなかった。中期では A パターンが 0.02~0.05, B パターンが 0.15~0.27 であった。DICE 係数は, 中期で A パターンが 0.03~0.08, B パターンが 0.21~0.34 であった。複数個体での AI による物体検出モデルの適合率, 再現率, DICE 係数は, いずれも 1 個体でのモデルと比較して 1/3 に低下した。

以上から, 複数個体の AI による物体検出モデルでは, 1 個体よりも検出精度が低下する

が、12%以内の体重増加率を目途に行動量を100 mになるまで画像を集めて学習をすることで継続的な検出が可能である。複数個体での検出で精度を改善するには、特徴ある個体の選定、個体の容姿に色を付けるなどの特徴付けを行う必要がある。

第V章 総合考察

IoT技術、AI技術の社会実装に関し、RFIDタグを使った運用は、個々のニワトリへRFIDタグの取り付け、取り外し作業が煩雑になることから、羽数の少ないニワトリの管理に活用できる。一方、画像を使った個体認識は、2,600枚で約半日のアノテーション時間が必要になるため、定期的なAIモデルの切り替えに対して作業の効率化が必要である。それに対し、物体検出アルゴリズムYOLOv4は、オプション機能で検出画像をそのままアノテーションすることができるため、時間短縮に加えて精度向上が期待できる。また、検出精度の向上では、対象個体にペイントやマーキングによる特徴量の追加も有効である。

「結論」

本研究では、ニワトリの個体管理へ向けたAI活用を中心に考察を行った。AIは様々な物体を検出して数値化することが可能である。ただし、AIを有効に活用するには、人間がどのような情報を得たいかを考え、得た情報をどのように定義して画像を収集し、そしてどのように検出させるかを定めるための事前の検討と経験が必要である。

このため、人間には様々な画像で表されるシーンを想像し、そのシーンに含まれるどのような特徴を活用し、必要としている情報に変えられるかを具体的にイメージできるロジック作成能力が大切である。

AI技術を社会実装し維持するには、作成するAIに対してどのくらいの価値のあるものかを評価し、ビジネスプランを作成するとともに、AI活用シーンをシミュレーションし、ステークホルダーから支持を得られるアイデアを立案、実行できる人材育成が必要である。今後は、さらに少子高齢化が進み、労働人口の減少が進む中、AI技術は労働力の補填に繋がる技術であると考えられる。様々な現場で本技術の活用事例を増やすことで、AIを活用した新時代を迎え撃つ布石になる。

情報技術は進化し続けており、1次産業への活用事例も増えると予想される。しかし、農業分野では、情報技術の活用が始まったばかりである。農業従事者がフィールドで活用するまで時間を要する。技術発展に取り組むには、IoTやAI技術が成熟する前に研究者だけでなく農業事業者と共に本技術を活用し、多くの活用事例を作りながら課題を一つ一つ解決することが大切である。

日本政府はデジタル庁の開設を目指し、日本全体がデジタルトランスフォーメーションに向かう中、様々なデジタル技術や複合的なデジタルサービスを組み合わせる流れが加速している。農業界、畜産界もスマート農業という言葉が一般的になりつつある。本研究で活用したIoT技術やAI技術を活用することでより少ないリソースで生産性を高め、収益が向上する農業に繋がることを期待する。

※注1 博士論文要約はインターネットの利用により公表されるので、記載内容については十分注意してください。

※注2 公表できない「やむを得ない事由」(特許, 知的財産等に係る部分)は記載しないでください。

※注3 全体で4頁～5頁程度を目処にしてください。